



TUGAS AKHIR - SS141501

DATA ASIMILASI MENGGUNAKAN METODE *KALMAN FILTER* UNTUK MENGEVALUASI *NORTH-AMERICAN MULTI MODEL ENSEMBLE (NMME)* DI INDONESIA

SONI ADIYATMA
NRP 1314 100 050

Dosen Pembimbing
Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si.

PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI, DAN SAINS DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2018



TUGAS AKHIR - SS141501

DATA ASIMILASI MENGGUNAKAN METODE *KALMAN FILTER* UNTUK MENGEVALUASI *NORTH-AMERICAN MULTI MODEL ENSEMBLE (NMME)* DI INDONESIA

**SONI ADIYATMA
NRP 1314 100 050**

**Dosen Pembimbing
Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si.**

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI, DAN SAINS DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2018**



FINAL PROJECT - SS 141501

***ASSIMILATION DATA USING KALMAN FILTER
METHOD TO EVALUATE NORTH-AMERICAN
MULTI MODEL ENSEMBLE (NMME) IN INDONESIA***

**SONI ADIYATMA
NRP 1314 100 050**

**Supervisor
Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si.**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS, COMPUTING AND DATA SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2018**

LEMBAR PENGESAHAN

DATA ASIMILASI MENGGUNAKAN METODE KALMAN FILTER UNTUK MENGEVALUASI NORTH- AMERICAN MULTI MODEL ENSEMBLE (NMME) DI INDONESIA

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada
Program Studi Sarjana Departemen Statistika
Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :
Soni Adiyatma
NRP. 1314 100 050

Disetujui oleh Pembimbing:

Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si.
NIP. 19820326 200312 1 004



Mengetahui,
Kepala Departemen

Dr. Suhartono
NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JANUARI 2018

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DATA ASIMILASI MENGGUNAKAN METODE KALMAN FILTER UNTUK MENGEVALUASI NORTH- AMERICAN MULTI MODEL ENSEMBLE (NMME) DI INDONESIA

Nama Mahasiswa : Soni Adiyatma
NRP : 1314 100 050
Departemen : Statistika
Dosen Pembimbing : Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si.

Abstrak

Peramalan memiliki peran yang sangat penting dalam pengambilan keputusan, terutama dalam upaya penanggulangan bencana alam yang dipengaruhi oleh kondisi geografis dan cuaca. Perlu dilakukan peramalan terhadap cuaca yang akan datang oleh para peneliti dengan menggunakan post-processing dalam upaya memberikan informasi peramalan cuaca yang cepat, akurat, dan reliabel. Peramalan cuaca di Indonesia hanya dapat dilakukan secara terbatas pada lokasi tertentu, yang sangat berbeda dengan data satelit yang tersedia pada posisi grid points. Akan tetapi data tersebut tentunya terdapat bias. Oleh karena itu, post-processing yang melibatkan dua macam data tersebut tidak dapat dilakukan secara langsung namun harus digabungkan dalam upaya representasi data lapangan dan mengurangi bias tersebut. Salah satu metode yang memanfaatkan penggabungan antara model dari suatu keadaan dan data-data pengukuran adalah kalman filter. Dapat disimpulkan bahwa hasil asimilasi dengan menggunakan metode kalman filter memiliki bias yang kecil dibandingkan dengan sebelum dilakukan metode kalman filter. Dapat disimpulkan juga hasil asimilasi setiap musim memiliki bias yang lebih kecil daripada semua musim. Serta dapat disimpulkan bahwa data NMME reliabel di Indonesia dengan model 1, model 2, model 3, dan model 4 menghasilkan MAE antara hasil asimilasi dan data NMME cenderung kecil dan konsisten.

Kata Kunci : Indonesia, Grid points, Kalman Filter, Peramalan, Post-Processing.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

ASSIMILATION DATA USING KALMAN FILTER METHOD TO EVALUATE NORTH-AMERICAN MULTI MODEL ENSEMBLE (NMME) IN INDONESIA

Name : Soni Adiyatma
NRP : 1314 100 050
Department : Statistics
Supervisor : Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si.

Abstract

Forecasting plays a very important role in decision making, especially to overcome natural disasters that are affected by geographical and weather conditions. Future weather forecast prediction by researchers used post-processing in order to provide accurate and reliable weather forecasting information. Weather forecasting in Indonesia are limited to a particular location, which is very different from the satellite data that available in the grid points position. However, the data is certainly biased. Therefore, post-processing involved two kinds of data, that can not be done directly but must be combined in to represent field data and reduce the bias. One method that takes advantage of the merging between the model of a state and the measurement data is the kalman filter. It can be concluded that the assimilation result using the Kalman filter method has a small bias compared to the method beside the Kalman filter. Also it can be concluded that assimilation results for each season has a smaller bias than all seasons. It can be concluded that reliable NMME data in Indonesia with model 1, model 2, model 3, and model 4 produce MAE between assimilation and NMME data tends to be small and consistent.

Keywords: *Forecast, Indonesia, Grid points, Kalman Filter, Post-Processing.*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warrahmatullahi Wabarakatu.

Alhamdulillah, puji syukur penulis panjatkan atas rahmat dan hidayah yang diberikan Allah SWT sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul **“Data Asimilasi Menggunakan Metode Kalman Filter Untuk Mengevaluasi North-American Multi Model Ensemble (NMME) di Indonesia”** dengan baik dan lancar.

Proses penyusunan Tugas Akhir ini dapat terselesaikan tidak terlepas dari bantuan dan dukungan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada :

1. Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si selaku dosen pembimbing Tugas Akhir, yang telah meluangkan waktu dan dengan sangat sabar memberikan bimbingan, saran, dukungan serta motivasi selama penyusunan Tugas Akhir.
2. Dr. Suhartono dan Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo selaku dosen penguji yang telah banyak memberi masukan kepada penulis.
3. Dr. Suhartono selaku Ketua Departemen Statistika dan Dr. Sutikno, M.Si. selaku Ketua Program Studi Sarjana yang telah memberikan fasilitas, sarana, dan prasarana.
4. Dra. Madu Ratna selaku dosen wali yang telah banyak memberikan saran dan arahan dalam proses belajar di Departemen Statistika.
5. Seluruh dosen Statistika ITS yang telah memberikan ilmu dan pengetahuan yang tak ternilai harganya, serta segenap karyawan Departemen Statistika ITS.
6. Ayah dan ibu, atas segala do'a, nasehat, kasih sayang, dan dukungan yang diberikan kepada penulis demi kesuksesan dan kebahagiaan penulis.
7. Mbak Brina, Mas Dimas, Mas Taufik, Mas Doni, dan Pak Novri yang sudah bersedia meluangkan waktu untuk membantu dan berdiskusi mengenai topik, metode dan *software* yang digunakan dalam pengerjaan Tugas Akhir ini.
8. Teman-teman asisten dosen yang telah belajar bersama dalam suatu sistem mengajar dan memberikan sebuah kebersamaan.

9. Teman-teman line car yang telah memberikan *support*.
10. Teman-teman kelompok technopreneurship yang telah mengajarkanku tentang kerjasama dan ilmu baru.
11. Teman-teman manusia serigala yang telah memberikan motivasi, nasihat dan candaan serta pengalaman tak terlupakan.
12. Teman-teman sigma 25 yang menerima penulis sebagai salah satu bagian keluarga kecil dan kebersamaan bagi penulis.
13. Teman-teman *mobile legend* yang selalu memberikan sebuah hiburan bagi penulis.
14. Semua pihak yang membantu dalam penyusunan Tugas Akhir

Besar harapan penulis untuk mendapatkan kritik dan saran yang membangun sehingga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak yang terkait.

Surabaya, Januari 2018

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
COVER PAGE	iii
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xxi
DAFTAR LAMPIRAN	xxiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan	4
1.4 Manfaat	5
1.5 Batasan Masalah	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 <i>Numerical Weather Prediction (NWP)</i>	7
2.2 <i>North-American Multi Model Ensemble (NMME)</i> .	7
2.2.1 <i>Canadian Seasonal to Interannual Prediction</i> <i>System (CanSIPS)</i>	9
2.2.2 <i>Center for Ocean Land-Atmosphere (COLA)</i>	10
2.2.3 <i>Geophysical Fluid Dynamic Laboratory</i> <i>(GFDL)</i>	10
2.3 Curah Hujan	11
2.4 Metode Asimilasi Data	11
2.4.1 Metode Kalman Filter	11
2.5 <i>Global Meteorological</i>	14
2.6 Regresi	14
2.7 <i>R-Squared</i>	15
2.8 <i>Mean Absolute Error (MAE)</i>	16
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	17
3.1 Sumber Data	17

3.2	Variabel Penelitian	17
3.3	Struktur Data	19
3.4	Langkah Analisis	22
BAB IV	ANALISIS DAN PEMBAHASAN	25
4.1	Statistika Deskripsi	25
4.1.1	Pembagian Zona	25
4.1.2	Plot Data Satelit	26
4.1.3	Plot Data NMME <i>versus</i> Data Lapangan	29
4.2	Algoritma <i>Kalman Filter</i>	39
4.3	Perhitungan <i>Kalman Filter</i>	40
4.4	Asimilasi Data	46
4.4.1	Asimilasi Data Tanpa Mempertimbangkan Musim	47
4.4.2	Asimilasi Data Musim Kemarau	51
4.4.3	Asimilasi Data Musim Hujan	52
4.5	Evaluasi Hasil Asimilasi dengan Data Lapangan	54
4.6	Evaluasi Keباikan Hasil Asimilasi dengan Data NMME Menggunakan MAE	56
4.6.1	Tanpa Mempertimbangkan Musim	56
4.6.2	Musim Kemarau	59
4.6.3	Musim Hujan	62
4.7	Evaluasi Keباikan Hasil Asimilasi dengan Data NMME Menggunakan <i>R-Squared</i>	65
4.7.1	Tanpa Mempertimbangkan Musim	66
4.7.2	Musim Kemarau	69
4.7.3	Musim Hujan	71
4.8	Evaluasi Keباikan <i>Lead</i> Menggunakan MAE	74
4.8.1	Tanpa Mempertimbangkan Musim	75
4.8.2	Musim Kemarau	77
4.8.3	Musim Hujan	79
BAB V	KESIMPULAN DAN SARAN	81
5.1	Kesimpulan	81
5.2	Saran	82
DAFTAR PUSTAKA	83
LAMPIRAN	87

BIODATA PENULIS..... 99

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1	Proses Rekursif Metode <i>Kalman Filter</i> 12
Gambar 3.1	Diagram Alir Penelitian 24
Gambar 4.1	Zona Indonesia Berdasarkan Grid 25
Gambar 4.2	Plot Data Satelit Kabupaten Tuban 27
Gambar 4.3	Plot Data Satelit Kabupaten Banggai 27
Gambar 4.4	Plot Data Satelit Kabupaten Kapuas Hulu.. 28
Gambar 4.5	Diagram Batang Data Satelit Kabupaten Tuban 28
Gambar 4.6	Diagram Batang Data Satelit Kabupaten Banggai 28
Gambar 4.7	Diagram Batang Data Satelit Kabupaten Kapuas Hulu 29
Gambar 4.8	Plot Data Lapangan <i>versus</i> Data NMME pada Region 1 Dengan 5 Model NMME dan 2 Lead..... 31
Gambar 4.9	Plot Data Lapangan <i>versus</i> Data NMME pada Region 1 32
Gambar 4.10	Plot Data Lapangan <i>versus</i> Data NMME pada Region 2 Dengan 5 Model NMME dan 2 Lead..... 34
Gambar 4.11	Plot Data Lapangan <i>versus</i> Data NMME pada Region 2 35
Gambar 4.12	Plot Data Lapangan <i>versus</i> Data NMME pada Region 3 Dengan 5 Model NMME dan 2 Lead..... 37
Gambar 4.13	Plot Data Lapangan <i>versus</i> Data NMME pada Region 3 38
Gambar 4.14	Algoritma <i>Kalman Filter</i> 39
Gambar 4.15	Proses Data Asimilasi 40
Gambar 4.16	Model Data NMME yang Digunakan 40
Gambar 4.17	Contoh Asimilasi Data Curah Hujan Antara Data Satelit dengan Data Lapangan

	Berdasarkan Grid pada Tanggal 3 Juni 2012	47
Gambar 4.18	Hasil Data Asimilasi Curah Hujan Antara Data Satelit dengan Data Lapangan Berdasarkan Grid Tanpa Memperhatikan Musim pada Tanggal 3 Juni 2012	48
Gambar 4.19	Hasil Data Asimilasi Curah Hujan Antara Data Satelit dengan Data Lapangan Berdasarkan Grid Tanpa Memperhatikan Musim pada Tanggal 30 Desember 2012...	50
Gambar 4.20	Hasil Data Asimilasi Curah Hujan Antara Data Satelit dan Data Lapangan Berdasarkan Grid dengan Musim Kemarau pada Tanggal 3 Juni 2012	52
Gambar 4.21	Hasil Data Asimilasi Curah Hujan Antara Data Satelit dan Data Lapangan Berdasarkan Grid dengan Musim Hujan pada Tanggal 30 Desember 2012	53
Gambar 4.22	MAE Hasil Asimilasi dengan Data Lapangan di Indonesia	56
Gambar 4.23	MAE Hasil Asimilasi Curah Hujan terhadap data NMME	59
Gambar 4.24	MAE Hasil Asimilasi Curah Hujan terhadap data NMME Musim Kemarau	62
Gambar 4.25	MAE Hasil Asimilasi Curah Hujan terhadap data NMME Musim Hujan.....	65
Gambar 4.26	<i>R-Squared</i> Hasil Asimilasi Curah Hujan terhadap data NMME.....	68
Gambar 4.27	<i>R-Squared</i> Hasil Asimilasi Curah Hujan terhadap data NMME Musim Kemarau	71
Gambar 4.28	<i>R-Squared</i> Hasil Asimilasi Curah Hujan terhadap data NMME Musim Hujan	74
Gambar 4.29	<i>Lead</i> yang <i>Significant</i> dari MAE antara Hasil Data Asimilasi Curah Hujan terhadap	

	data NMME Tanpa mempertimbangkan Musim.....	76
Gambar 4.30	<i>Lead yang Significant</i> dari MAE antara Hasil Data Asimilasi Curah Hujan terhadap data NMME Musim Kemarau.....	78
Gambar 4.31	<i>Lead yang Significant</i> dari MAE antara Hasil Data Asimilasi Curah Hujan terhadap data NMME Musim Hujan.....	80

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Model NWP yang Digunakan	8
Tabel 3.1 Struktur Data NMME.....	20
Tabel 3.2 Struktur Data <i>Global Meteorological</i>	21
Tabel 3.3 Struktur Data BMKG	21
Tabel 4.1 Contoh Data Untuk <i>Kalman Filter</i>	41
Tabel 4.2 Evaluasi Kebaikan Model Data Asimilasi	54

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1	<i>Syntax Main Program</i>87
Lampiran 2	<i>Syntax Kalman Filter</i>89
Lampiran 3	<i>Syntax Print Kalman Filter</i>95
Lampiran 4	<i>Syntax Save Assimilation Data</i>96
Lampiran 5	Surat Keterangan Data97

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Peramalan merupakan suatu kegiatan yang memiliki tujuan memperkirakan suatu kondisi di masa mendatang. Peramalan memiliki peran yang sangat penting dalam pengambilan keputusan, terutama dalam upaya penanggulangan bencana alam yang dipengaruhi oleh kondisi geografis dan cuaca (Singer, Endreny, & Glassman, 1991). Cuaca merupakan fenomena yang terjadi di atmosfer bumi pada suatu daerah tertentu yang sempit dengan kondisi yang cepat berubah, sedangkan iklim merupakan fenomena pada suatu wilayah yang luas dengan jangka waktu yang relatif lama. Pada masa kini, cuaca memiliki peran yang sangat besar pengaruhnya terhadap kehidupan manusia karena cuaca memiliki waktu yang singkat dan kondisi yang selalu berubah-ubah (Bagus, 2009). Hal tersebut akan sangat menyusahkan dalam melakukan peramalan terhadap cuaca. Berdasarkan pengalaman secara empirik *National Meteorological Centre* (NMC) mengindikasikan bahwa lebih dari 70% hasil peramalan sistem prediksi cuaca numerik tidak berguna dan hanya kurang dari 20% menghasilkan peramalan yang sempurna (Kalnay, 2003). Sehingga perlu dilakukan peramalan terhadap cuaca yang akan datang oleh peneliti dengan menggunakan *post-processing* dalam upaya memberikan informasi peramalan cuaca yang cepat, akurat, dan reliabel.

Lembaga peramalan didalam negara-negara maju yang sudah menerapkan metode peramalan *ensemble*, antara lain; *National Centers for Environmental Prediction* (NCEP) di Amerika Serikat, *European Centre for Medium Range Weather Forecast* (ECMWF) di negara-negara Eropa, *Met-Office* di Britania Raya dan Irlandia Utara, *Environment Canada* di Kanada, *Japanese Meteorological Agency* di Jepang, *Bureau Meteorology* di Australia, *Korean Meteorological Administration* di Korea Selatan, dan masih banyak lagi (Kuswanto & Sari, 2013). Salah

satu peramalan ensembel yang terbaru adalah *North-American Multi Model Ensemble* (NMME) yang dikembangkan oleh *National Centers for Environmental Prediction* (NCEP). *North-American Multi Model Ensemble* (NMME) adalah sistem peramalan musiman multi model eksperimental yang terdiri dari model gabungan pusat pemodelan Amerika Serikat termasuk NCEP, GFDL, IRI, NCAR, NASA, dan Canada's CMC. *North-American Multi Model Ensemble* (NMME) termasuk permodelan yang menghasilkan peramalan cuaca yang superior dibandingkan dengan permodelan tunggal (Kirtman *et al.*, 2014).

Peramalan terhadap cuaca pada suatu lokasi tertentu dapat dilakukan apabila terdapat data-data pengamatan yang menunjang untuk melakukan peramalan. Peramalan cuaca di Indonesia hanya dapat dilakukan secara terbatas pada lokasi tertentu karena stasiun-stasiun pengumpulan data cuaca hanya ada di beberapa tempat yang dinaungi oleh Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG). Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) hanya memiliki stasiun sejumlah 182 di setiap provinsi yang berbeda, yang sangat berbeda dengan data satelit yang tersedia pada posisi grid *points*. Data yang memiliki dalam bentuk grid salah satunya adalah data *Global Meteorological*, akan tetapi data tersebut tentunya terdapat bias. Oleh karena itu, *post-processing* yang melibatkan dua macam data tersebut tidak dapat dilakukan secara langsung yang digabungkan dalam upaya representasi data lapangan dan mengurangi bias tersebut. Salah satu solusi yang sudah dikembangkan adalah dengan melakukan asimilasi data, dengan memanfaatkan informasi lain yang tersedia dalam bentuk grid *point*. Asimilasi data adalah suatu metode estimasi yang diperoleh dari penggabungan antara model dari suatu keadaan dan data-data pengukuran (Sheffield, 2012). Salah satu metode asimilasi data adalah *kalman filter*. *Kalman filter* merupakan metode estimasi variabel keadaan dari sistem dinamik stokastik linear diskrit yang meminimumkan kovarian. *Kalman filter* pertama kali diperkenalkan oleh Rudolph E. Kalman pada tahun 1960 lewat papernya yang terkenal tentang suatu

penyelesaian rekursif pada masalah filtering data diskret yang linier (Welch & Bishop, 2006). Keunggulan metode *kalman filter* tersebut dapat memberikan hasil estimasi dengan keterbatasan informasi yang tersedia.

North-American Multi Model Ensemble (NMME) merupakan sistem peramalan musiman multi model eksperimental yang terdiri dari model gabungan pusat pemodelan Amerika Serikat. *North-American Multi Model Ensemble* (NMME) termasuk permodelan yang menghasilkan peramalan cuaca yang superior dibandingkan dengan permodelan tunggal (Kirtman *et al.*, 2014). Hasil dari peramalan dengan NMME telah terbukti cukup reliabel di Amerika berdasarkan penelitian yang sudah ada terkait model tersebut (Becker *et al.*, 2014), akan tetapi kendala peramalan dengan menggunakan *North-American Multi Model Ensemble* (NMME) untuk wilayah tropis seperti Indonesia masih perlu dilakukan penelitian lebih lanjut. Salah satu kendala yang ada adalah masalah ketersediaan data lapangan di Indonesia.

Berdasarkan penelitian sebelumnya tentang asimilasi data, dapat diketahui bahwa pendekatan asimilasi dalam sistem peramalan cuaca kemungkinan merupakan cara yang paling reliabel untuk memanfaatkan letak geografis yang lebih luas dalam memberikan gambaran tentang kekeringan yang lebih konsisten (Sheffield, 2012). Pada penelitian aplikasi *kalman filter* dengan fungsi non linier terhadap permodelan *Numerical Weather Predictions* (NWP) menunjukkan hasil implementasi metode *kalman filter* setelah dilakukan peramalan dalam upaya menghaluskan diskontinuitas yang terjadi dalam perubahan yang cepat sehingga memperkecil bias hasil peramalan (Galanis, Louka, Katsafados, Kallos, & Pytharoulis, 2006). Sedangkan pada penelitian penerapan *kalman filter* pada peramalan harga saham menunjukkan bahwa proses variasi harga saham dipandang sebagai sistem manuver dan model harga saham dengan *kalman filter* terlihat memiliki prediksi yang efektif, sederhana dan cepat (Yan Xue, 2015). Serta pada penelitian asimilasi data dalam ilmu kebumihan dapat diketahui bahwa asimilasi data dengan metode

kalman filter meningkatkan akurasi peramalan cuaca secara drastis (Reichle, 2008). Oleh karena itu asimilasi data sangat bermanfaat dalam optimasi suatu keadaan terutama pada peramalan cuaca.

Pada penelitian kali ini bertujuan untuk melakukan evaluasi peramalan *North-American Multi Model Ensemble* (NMME) menggunakan asimilasi data dengan metode *kalman filter* antara Data *Global Meteorological* yang merupakan hasil peramalan berupa grid dan data lapangan stasiun Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) terhadap cuaca di Indonesia dalam upaya mengurangi bias dari data *Global Meteorological* dan data lapangan serta dapat merepresentasikan data lapangan.

Setelah didapatkan hasil asimilasi data dengan metode *kalman filter* dilakukan perbandingan akurasi terhadap hasil asimilasi data dengan hasil peramalan *North-American Multi Model Ensemble* (NMME). Sehingga melalui hasil evaluasi tersebut dapat diketahui performansi *North-American Multi Model Ensemble* (NMME) untuk digunakan pada peramalan curah hujan di Indonesia.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijabarkan, maka terdapat beberapa permasalahan dalam penelitian ini. Permasalahan pertama adalah melakukan asimilasi data menggunakan *kalman filter* dengan data lapangan sebagai respon untuk data global meteorologi di Indonesia. Kemudian, permasalahan lain adalah melakukan verifikasi data *North-American Multi Model Ensemble* (NMME) menggunakan hasil data asimilasi antara global meteorologi dengan data observasi sebagai respon untuk NMME di Indonesia.

1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah yang telah disusun, maka tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Melakukan asimilasi data menggunakan *kalman filter* dengan data lapangan sebagai respon untuk data global meteorologi.

2. Melakukan verifikasi data NMME menggunakan hasil data asimilasi antara global meteorologi dengan data observasi sebagai respon untuk NMME.

1.4 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini adalah memberikan rekomendasi untuk peneliti lain dalam upaya verifikasi hasil asimilasi menggunakan *kalman filter* dengan *North-American Multi Model Ensemble* (NMME) serta mengembangkan bidang keilmuan statistika dalam menyelesaikan permasalahan khususnya dalam bidang komputasi.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini hanya menggunakan metode *kalman filter* bukan pengembangan metode *kalman filter*.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan pustaka pada penelitian ini membahas beberapa kajian pustaka yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan mengenai Asimilasi Data.

2.1 *Numerical Weather Prediction*

Numerical Weather Prediction (NWP) adalah sebuah prosedur yang menggunakan model matematis dari pola atmosfer dan hidrosfer dalam memprediksi kondisi cuaca atau iklim secara global atau suatu wilayah tertentu. Istilah NWP muncul pada awal tahun 1920, dimana proses ini dilakukan untuk menghasilkan peramalan pola atmosfer pada dua titik di Eropa Tengah (Lynch, 2008). Pengaplikasian NWP digunakan di berbagai lembaga penelitian meteorologi dan geofisika di seluruh dunia, baik secara global maupun regional (Chen *et al.*, 2013). Berikut merupakan model matematis NWP secara umum.

$$f(x_i + \Delta x) = f(x_i) + \Delta x \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{x_i} + \frac{\Delta x^2}{2!} \left. \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \right|_{x_i} + \dots + \frac{\Delta x^n}{n!} \left. \frac{\partial^n f}{\partial x^n} \right|_{x_i} \quad (2.1)$$

dengan,

- x : Variabel suatu keadaan atmosfer
- Δx : Variabel perubahan suatu keadaan atmosfer
- n : Banyaknya fungsi *derrivative*

2.2 *North-American Multi Model Ensemble* (NMME)

North-American Multi Model Ensemble (NMME) merupakan sistem peramalan musiman multi model eksperimental yang terdiri dari model gabungan pusat pemodelan Amerika Serikat. *North-American Multi Model Ensemble* (NMME) dirancang atas usulan beberapa lembaga penelitian di Amerika

Utara; diantaranya *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA), *National Science Foundation* (NF), *United States Department of Energy* (DOED), dan *National Aeronautics and Space Administration* (NASA).

Terdapat dua tahapan utama dalam rancangan *NMME*. Tahap 1 memfokuskan dalam merubah skala waktu musiman dan tahunan menjadi dalam bentuk skala waktu bulanan, kemudian tahap kedua adalah medefinisikan parameter peramalan ulang yang paling tepat. Peramalan dalam *NMME* dilakukan pada setiap pertengahan bulan. Pendekatan multi-model menggunakan *NMME* telah terbukti memberikan hasil peramalan cuaca yang superior dan lebih akurat dibandingkan dengan menggunakan pemodelan tunggal (Kirtman *et al.*, 2014). Terdapat lima macam model *NMME* yang digunakan dalam penelitian ini, dimana kelima model tersebut merupakan ekspansi dari tiga model inti yang telah dikembangkan sebelumnya. Rincian dari model-model peramalan yang digunakan ditampilkan pada Tabel 2.1 sebagai berikut.

Tabel 2.1 Model NWP yang Digunakan

Model	Model NWP	Asal Model	Anggota Ensembel
Model 1	CMC1-CanCM3	<i>Canadian Seasonal to Interannual Prediction System</i> (CanSIPS)	1-10
Model 2	CMC2-CanCM4		1-10
Model 3	COLA-RSMAS-CCSM3	<i>Center for Ocean-Land-Atmosphere</i> (COLA)	1-6
Model 4	COLA-RSMAS-CCSM4		1-10
Model 5	GFDL-CM2p1-aer04	<i>Geophysical Fluid Dynamic Laboratory</i> (GFDL)	1-10

Masing-masing model model NWP memiliki *lead time* yang sama, yaitu bervariasi dari 1 bulan sampai dengan 12 bulan. Adapun detail dan penjelasan mengenai kelima model NWP akan dipaparkan per sebagai berikut.

2.1.1. *Canadian Seasonal to Interannual Prediction System (CanSIPS)*

Sistem *Canadian Seasonal to Interannual Prediction System* (CanSIPS) mulai dioperasikan di Pusat Meteorologi Kanada sejak tahun 2011, dimana sistem ini menggantikan sistem *Canadian Meteorological Centre* (CanCM) yang telah dikembangkan sejak awal tahun 1990 (Merryfield *et al.*, 2013). CanSIPS merupakan sistem peramalan dua model dengan melanjutkan penggunaan dari dua model CanCM sebelumnya, yaitu CanCM3 dan CanCM4. Berbeda dengan sistem CanCM yang menggunakan enam anggota ensemble, CanSIPS melakukan penambahan menjadi sepuluh anggota ensemble pada masing-masing model yang digunakan. Penambahan anggota ensemble ini dilakukan dengan tujuan menghasilkan performa yang lebih baik dalam menghasilkan peramalan pola atmosfer (Kharin *et al.*, 2009). Kedua model peramalan memiliki persamaan nilai dalam penggunaan resolusi *grid* (pemetaan horizontal), tetapi berbeda dalam pemetaan vertikal. Model CanCM3 yang terlebih dahulu dikembangkan menggunakan 31 tingkatan vertikal yang bekisar dari ketinggian permukaan laut sampai dengan ketinggian troposfer, sementara itu model CanCM4 menggunakan 35 tingkatan vertikal dengan interval ketinggian yang sama, (McFarlane *et al.*, 2008). Namun demikian dalam dataset NMME nilai peramalan telah disamakan ke dalam ketinggian yang sama, yaitu 2m di atas permukaan laut (Kirtman *et al.*, 2014).

Pengujian performa antara kedua model peramalan telah dilakukan berdasarkan tiga aspek, yaitu (i) tren terhadap temperatur global, (ii) rata-rata siklus musiman, dan (iii) variabilitas iklim dalam skala waktu yang relevan dengan peramalan jangka panjang. Adapun data peramalan yang dilakukan uji performansi berkisar dari tahun 1982 sampai dengan 2010. Dari hasil uji performansi, didapatkan hasil bahwa model CanCMC3 lebih akurat dalam meramalkan temperatur global, sementara model CanCM4 lebih akurat dalam meramalkan variabilitas iklim

dan rata-rata siklus musiman seperti kecepatan angin, curah hujan, dan tekanan udara (Merryfield *et al.*, 2013).

2.1.2. Center for Ocean Land-Atmosphere (COLA)

Center for Ocean-Land-Atmosphere Model atau lebih dikenal sebagai model COLA seperti yang dikemukakan oleh Barnston *et al.* (2015) adalah model peramalan yang dikembangkan oleh lembaga penelitian meteorologi Universitas Miami yang terafiliasi dengan *National Center for Atmospheric Research* (NCAR) milik Amerika Serikat. Model COLA telah mengalami beberapa pengembangan, dimana model COLA-RSMAS-CCSM3 dan COLA-RSMAS-CCSM4 adalah model yang paling sering digunakan (Kirtman *et al.*, 2014). Model COLA generasi ketiga, COLA-RSMAS-CCSM3 menggunakan pemetaan horizontal dengan resolusi grid sebesar $1,4^0$ dan pemetaan vertikal sebanyak 26 tingkatan (Kirtman & Min, 2009). Model ini dirancang untuk menghasilkan peramalan pola atmosfer yang realistis dengan simulasi yang sederhana dan dapat berlangsung lama (Collins *et al.*, 2006). Namun demikian, model CCSM3 masih memiliki kekurangan yang fatal dalam kualitas peramalan pada wilayah tropis. Dengan demikian, model CCSM4 dikembangkan dengan mengecilkan resolusi horizontal menjadi 1^0 (Gent *et al.*, 2011). Hasil pengembangan model COLA-RSMAS-CCSM4 menghasilkan hasil peramalan yang lebih realistis, khususnya pada peramalan pola atmosfer di wilayah tropis (Lawrence *et al.*, 2012).

2.1.3. Geophysical Fluid Dynamic Laboratory (GFDL)

Geophysical Fluid Dynamic Laboratory (GFDL) model adalah model atmosferik yang dikembangkan oleh *National Oceanic Atmospheric Administration* (NOAA). Model ini dikembangkan dengan tujuan memfasilitasi deteksi dan prediksi variabilitas iklim dalam jangka waktu musiman hingga multi dekade (Delworth *et al.*, 2006). Adapun model yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu model GFDL-CM2p1-aer04 adalah model yang dikembangkan berdasarkan asimilasi data antara

model peramalan GFDL sebelumnya dengan nilai observasi *real time* dari beberapa lembaga meteorologi lainnya pada 24 tingkat pemetaan vertikal. Adapun pada pemetaan horizontal, resolusi yang digunakan sebesar 2^0 pada koordinat lintang dan $2,5^0$ pada koordinat bujur (Milly and Shmakin, 2002). Hasil asimilasi dari model peramalan ini terbukti menghasilkan peramalan yang stabil dan realistis dalam periode yang lama, terlepas dari besarnya resolusi *grid* horizontal yang digunakan (Zhang *et al.*, 2006).

2.3 Curah Hujan

Dalam meteorologi istilah curah hujan ditujukan kepada hasil pengembunan uap air di atmosfer yang jatuh ke permukaan bumi (Sosrodarsono, 1985). Curah hujan dipertimbangkan sebagai pembawa sinyal kekeringan, dan tingkat debit sungai serta air tanah sebagai indikator terjadinya kekeringan (Changnon, 1987). Curah hujan merupakan salah satu parameter atmosfer yang sulit diprediksi. Hal ini dikarenakan curah hujan memiliki keragaman yang tinggi baik secara spasial maupun temporal. Data curah hujan pada dasarnya memiliki dimensi matriks yang cukup besar dan sulit untuk dianalisis. Oleh karena itu, dibutuhkan cara yang tepat untuk menganalisis data curah hujan agar diperoleh informasi yang bermanfaat.

2.4 Metode Asimilasi Data

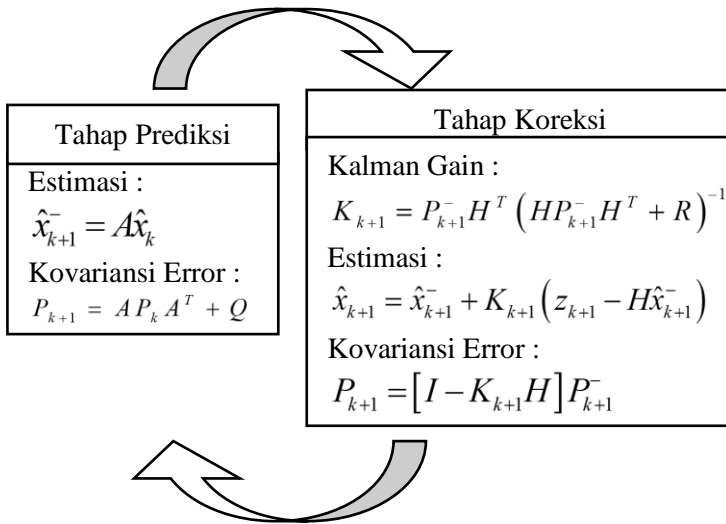
Metode asimilasi data digunakan pertama kali untuk peramalan cuaca. Para peneliti cuaca mengatakan bahwa mereka tidak dapat meramalkan dengan akurat karena cuaca hari ini di semua tempat tidak diketahui dengan tepat. Metode asimilasi data merupakan metode yang menggantikan hasil pemodelan dari data disekitar pengukuran. Metode asimilasi data memiliki prinsip mendasar untuk memperkecil error pada suatu model peramalan (Zhang, 1996). Terdapat 3 metode asimilasi data, yaitu:

1. Interpolasi Optimum
2. Variasional 4-D
3. *Kalman Filter*

2.4.1 Metode *Kalman Filter*

Kalman Filter merupakan suatu metode estimasi variabel keadaan dari sistem dinamik stokastik linear diskrit yang meminimumkan kovarian. *Kalman Filter* pertama kali diperkenalkan oleh Rudolph E. Kalman pada tahun 1960 lewat papernya yang terkenal tentang suatu penyelesaian rekursif pada masalah filtering data diskret yang linier (Welch & Bishop, 2006). *Kalman Filter* merupakan suatu pendekatan teknis untuk menaksir fungsi parameter dalam peramalan deret waktu. Keunggulan *Kalman Filter* adalah kemampuan dalam mengestimasi suatu keadaan berdasarkan keterbatasan informasi karena *Kalman Filter* merupakan suatu metode yang menggabungkan model dari suatu keadaan dan data pengukuran (Sheffield, 2012).

Secara teori *Kalman Filter* mempunyai dua tahapan yang berbeda yaitu tahap prediksi (*predict*) dan koreksi (*update*). Tahapan pertama adalah peramalan menggunakan estimasi *state* dari tahap waktu sebelumnya untuk menghasilkan estimasi *state* pada waktu sekarang, namun tidak termasuk informasi dari observasi di dalamnya. Selanjutnya tahap koreksi merupakan kombinasi peramalan prior dengan informasi observasi untuk menghaluskan tahap estimasi dan perbaikan yang dihasilkan disebut estimasi posterior.



Gambar 2.1 Proses Rekursif Metode Kalman Filter.

Gambar diatas merupakan proses rekursif metode *kalman filter*. Sebelum melakukan tahap peramalan, terlebih dahulu harus mendefinisikan model sistem dan model pengukuran. Berikut ini merupakan model umum sistem dinamik stokastik linier diskrit.

$$x_{k+1} = Ax_k + w_k \quad (2.2)$$

dengan pengukuran $z_k \in \mathfrak{R}^p$ yang memenuhi

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (2.3)$$

$$w_k \sim N(0, Q_k) \quad (2.4)$$

$$v_k \sim N(0, R_k) \quad (2.5)$$

dengan,

x_{k+1} : Variabel keadaan pada iterasi $k+1$

w_k : *Noise* pada sistem yang diasumsikan berdistribusi normal

z_k : Variabel pengukuran, $z_k \in \mathfrak{R}^p$

v_k : *Noise* pada pengukuran yang diasumsikan berdistribusi normal

H : Matrik dengan nilai elemen adalah lokasi dari nilai estimasi
 A : Matrik *transition state* dari keadaan k ke keadaan $k+1$
 dengan dimensi $n \times m$.

2.5 Global Meteorological

Global Meteorological merupakan dataset *global meteorological forcing* yang berasal dari Princeton University (PGF) yang terdiri dari 3 jam, resolusi 1,08 terhadap bidang meteorologi yang dekat permukaan meteorologi dalam lingkup global untuk tahun 1948-2010. Dataset digunakan untuk memaksa model permukaan tanah dan model terestrial lainnya, serta digunakan untuk analisis variabilitas dan perubahan iklim. Dataset ini menggabungkan data dari analisis ulang *National Centers for Environmental Prediction–National Center for Atmospheric Research* (NCEP–NCAR) dengan *Global Precipitation Climatology Project* (GPCP) dan *Tropical Rainfall Measuring Mission Multisatellite Precipitation Analysis* (TMPA) dengan pengambilan data suhu berdasarkan curah hujan dari dataset *Climatic Research Unit* (CRU), dan data radiasi dari dataset *Surface Radiation Budget* (SRB) (Sheffield, 2006). Pada penelitian ini digunakan sebagai dasar untuk membentuk suatu dataset baru dengan resolusi tinggi dalam bentuk grid.

2.6 Regresi

Analisis regresi merupakan metode statistika yang banyak digunakan dalam penelitian. Istilah regresi pertama kali diperkenalkan oleh Sir Francis Galton pada tahun 1886. Secara umum, analisis regresi adalah kajian terhadap hubungan satu variabel yang disebut sebagai variabel yang diterangkan dengan satu atau dua variabel yang menerangkan. Variabel yang diterangkan selanjutnya disebut sebagai variabel respon, sedangkan variabel yang menerangkan biasa disebut variabel bebas (Gujarati, 2003). Berikut model regresi linier sederhana.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i; i = 1, 2, \dots, n \quad (2.6)$$

Estimasi parameter regresi linier sederhana menggunakan metode kuadrat terkecil. Metode ini didasarkan pada asumsi bahwa model yang baik adalah model yang memiliki jumlah kuadrat sesatan (selisih antara data yang diamati dengan model) terkecil.

Untuk mendapatkan penaksir yang baik bagi parameter regresi (β_0 dan β_1) dapat digunakan metode kuadrat terkecil dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat sesatan (JKS). Selain itu, estimasi parameter regresi dapat dilakukan dengan perhitungan sebagai berikut.

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad (2.7)$$

$$\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{X} \quad (2.8)$$

dengan,

β_0 : Penaksir parameter regresi β_0

β_1 : Penaksir parameter regresi β_1

Y_i : Respon

X_i : Prediktor

ε_i : Residual.

2.7 R-Squared

R-Squared merupakan uji kebaikan model yang digunakan untuk kecocokan model (Gujarati, 2003). Berikut merupakan perhitungan r-squared.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (2.9)$$

dimana,

R^2 : Koefisien determinasi model

Y_i : Respon

\hat{Y} : Taksiran respon

\bar{Y} : Rata-rata respon

2.8 Mean Absolute Error (MAE)

Mean Absolute Error (MAE) merupakan pengukuran yang digunakan dalam upaya evaluasi model peramalan dengan menghitung eror dari suatu model peramalan. *Mean Absolute Error* (MAE) mempunyai keuntungan dalam membandingkan perfomansi suatu model peramalan antara dataset yang berbeda dan lebih mudah dalam perhitungan (Hyndman, 2006). Berikut merupakan perhitungan *Mean Absolute Error* (MAE).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |y_k - \hat{y}_k| \quad (2.10)$$

dengan,

n : Jumlah data

y_k : Hasil peramalan data

\hat{y}_k : Data awal

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Terdapat tiga sumber data yang digunakan dalam penelitian ini, dimana sumber data terbagi menjadi data observasi lapangan dan data berdasarkan perhitungan satelit serta data peramalan ensambel. Mengenai rincian data penelitian yang digunakan antara lain akan dipaparkan sebagai berikut.

1. Sumber data pertama diperoleh dari *website* resmi *North-American Multi Model Ensemble* (NMME) www.cpc.ncep.noaa.gov. Data NMME berupa data hasil peramalan satelit secara global berdasarkan letak koordinat dan dibatasi hanya untuk koordinat Indonesia.
2. Sumber data kedua diperoleh dari *website* resmi *Data Global Meteorological* www.princeton.edu. Data yang diperoleh berupa data observasi satelit secara global dimana pengukuran yang dilakukan berdasarkan letak koordinat Indonesia.
3. Sumber data ketiga diperoleh dari *website* resmi Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika www.bmkg.go.id. Data yang diperoleh berupa data observasi lapangan yang diambil dari setiap stasiun BMKG di Indonesia.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian “Data Asimilasi Menggunakan Metode *Kalman Filter* Untuk Mengevaluasi *North-American Multi Model Ensemble* (NMME) di Indonesia” adalah sebagai berikut.

1. Untuk data NMME, variabel penelitian berupa data spasial peramalan curah hujan bulanan melalui observasi satelit di Indonesia pada koordinat -11° sampai 6° LS dan 95° sampai 141° BT yang terdapat 846 lokasi tiap bulan. Pada data NMME, data peramalan curah hujan diukur berdasarkan peramalan jumlah keseluruhan curah hujan bulanan (*Total*

Precipitation) dalam bentuk grid dengan grid 1 derajat, dimana pengukuran curah hujan bulanan dilakukan di setiap awal bulan yang merupakan akumulasi curah hujan.

2. Untuk data *Global Meteorological*, variabel penelitian berupa data spasial hasil pengukuran satelit secara *real time* terhadap curah hujan bulanan di Indonesia pada koordinat -11° sampai 6° LS dan 95° sampai 141° BT. Pada data *Global Meteorological* pengukuran curah hujan bulanan dilakukan di setiap akhir bulan yang merupakan data curah hujan harian, dimana data curah hujan harian dalam bentuk grid dengan grid 1 derajat.
3. Untuk data BMKG, variabel penelitian berupa data lapangan hasil pengamatan *real time* berdasarkan stasiun BMKG di Indonesia.

Berikut merupakan ilustrasi dari data yang digunakan dalam penelitian ini.

1. Data NMME



2. Data *Global Meteorological*



3. Data Lapangan



3.3 Struktur Data

Dalam memudahkan mengetahui pola data maka dibentuklah struktur data berdasarkan variabel yang digunakan, baik untuk variabel prediktor (peramalan curah hujan) maupun variabel respon (hasil observasi curah hujan secara *real time*). Adapun struktur data per sumber data dalam penelitian ini masing-masing ditunjukkan pada Tabel 3.1, 3.2, dan 3.3.

Tabel 3.1 Struktur Data NMME

No	Periode	Derajat Lintang	Derajat Bujur	Peramalan Curah Hujan / Model				
				1	2	3	4	5
1	1 Januari 1982	-11 ⁰ LS	95 ⁰ BT	X _{1,1}	X _{2,1}	X _{3,1}	X _{4,1}	X _{5,1}
2	1 Januari 1982	-11 ⁰ LS	96 ⁰ BT	X _{1,2}	X _{2,2}	X _{3,2}	X _{4,2}	X _{5,2}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
47	1 Januari 1982	-11 ⁰ LS	141 ⁰ BT	X _{1,47}	X _{2,47}	X _{3,47}	X _{4,47}	X _{5,47}
48	1 Januari 1982	-10 ⁰ LS	95 ⁰ BT	X _{1,48}	X _{2,48}	X _{3,48}	X _{4,48}	X _{5,48}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
845	1 Januari 1982	6 ⁰ LS	140 ⁰ BT	X _{1,845}	X _{2,845}	X _{3,845}	X _{4,845}	X _{5,845}
846	1 Januari 1982	6 ⁰ LS	141 ⁰ BT	X _{1,846}	X _{2,846}	X _{3,846}	X _{4,846}	X _{5,846}
847	1 Februari 1982	-11 ⁰ LS	95 ⁰ BT	X _{1,847}	X _{2,847}	X _{3,847}	X _{4,847}	X _{5,847}
848	1 Februari 1982	-11 ⁰ LS	96 ⁰ BT	X _{1,848}	X _{2,848}	X _{3,848}	X _{4,848}	X _{5,848}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
893	1 Februari 1982	-11 ⁰ LS	141 ⁰ BT	X _{1,893}	X _{2,893}	X _{3,893}	X _{4,893}	X _{5,893}
894	1 Februari 1982	-10 ⁰ LS	95 ⁰ BT	X _{1,894}	X _{2,894}	X _{3,894}	X _{4,894}	X _{5,894}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1692	1 Februari 1982	6 ⁰ LS	141 ⁰ BT	X _{1,1692}	X _{2,1692}	X _{3,1692}	X _{4,1692}	X _{5,1692}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
314711	1 Desember 2012	6 ⁰ LS	140 ⁰ BT	X _{1,314711}	X _{2,314711}	X _{3,314711}	X _{4,314711}	X _{5,314711}
314712	1 Desember 2012	6 ⁰ LS	141 ⁰ BT	X _{1,314712}	X _{2,314712}	X _{3,314712}	X _{4,314712}	X _{5,314712}

Keterangan:
Model 1: NMME CMC1-CanCM3

Model 2: NMME CMC2-CanCM4
 Model 3: NMME COLA-RSMAS-CCSM3
 Model 4: NMME COLA-RSMAS-CCSM4
 Model 5: NMME GFDL-CM2p1-aer04

Tabel 3.2 Struktur Data *Global Meteorological*

No	Periode	Derajat Lintang	Derajat Bujur	Curah Hujan
1	1 Januari 1979	-11 ⁰ LS	95 ⁰ BT	Y ₁
2	1 Januari 1979	-11 ⁰ LS	96 ⁰ BT	Y ₂
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
47	1 Januari 1979	-11 ⁰ LS	141 ⁰ BT	Y ₄₇
48	1 Januari 1979	-10 ⁰ LS	95 ⁰ BT	Y ₄₈
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
845	1 Januari 1979	6 ⁰ LS	140 ⁰ BT	Y ₈₄₅
846	1 Januari 1979	6 ⁰ LS	141 ⁰ BT	Y ₈₄₆
847	2 Januari 1979	-11 ⁰ LS	95 ⁰ BT	Y ₈₄₇
848	2 Januari 1979	-11 ⁰ LS	96 ⁰ BT	Y ₈₄₈
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
893	2 Januari 1979	-11 ⁰ LS	141 ⁰ BT	Y ₈₉₃
894	2 Januari 1979	-10 ⁰ LS	95 ⁰ BT	Y ₈₉₄
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1692	2 Januari 1979	6 ⁰ LS	141 ⁰ BT	Y ₁₆₉₂
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
10506473	31 Desember 2012	6 ⁰ LS	140 ⁰ BT	Y ₁₀₅₀₆₄₇₃
10506474	31 Desember 2012	6 ⁰ LS	141 ⁰ BT	Y ₁₀₅₀₆₄₇₃

Tabel 3.3 Struktur Data BMKG

No	Periode	Curah Hujan/Stasiun					
		1	2	3	...	181	182
1	1 Januari 1979	Y _{1,1}	Y _{2,1}	Y _{3,1}	...	Y _{181,1}	Y _{182,1}
2	2 Januari 1979	Y _{1,2}	Y _{2,2}	Y _{3,2}	...	Y _{181,2}	Y _{182,2}

No	Periode	Curah Hujan/Stasiun					
		1	2	3	...	181	182
3	3 Januari 1979	$Y_{1,3}$	$Y_{2,3}$	$Y_{3,3}$...	$Y_{181,3}$	$Y_{182,3}$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
	30				...		
12418	Desember 2012	$Y_{1,12418}$	$Y_{2,12418}$	$Y_{3,12418}$		$Y_{181,12418}$	$Y_{182,12418}$
	31				...		
12419	Desember 2012	$Y_{1,12419}$	$Y_{2,12419}$	$Y_{3,12419}$		$Y_{181,12419}$	$Y_{182,12419}$

3.4 Langkah Analisis

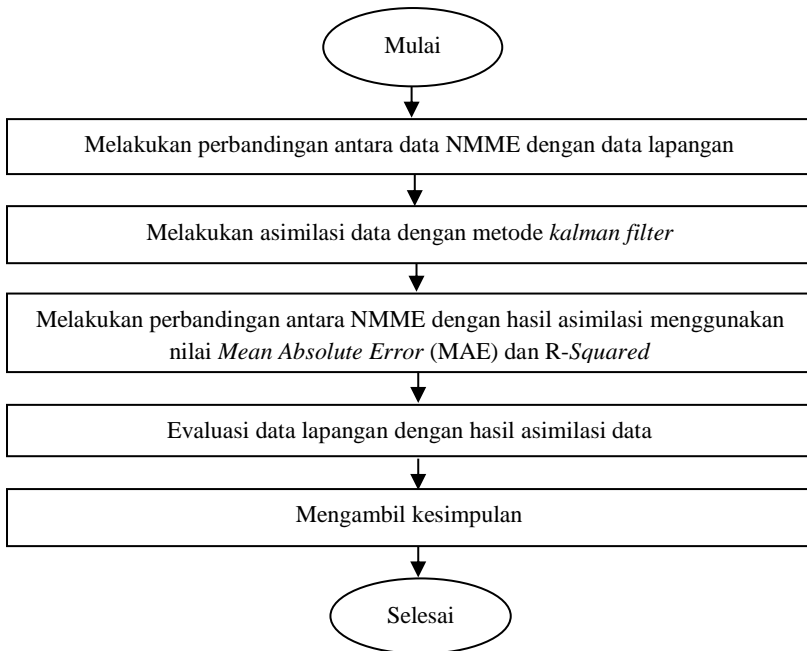
Langkah analisis yang akan dilakukan dalam penelitian ini diantaranya adalah sebagai berikut.

1. Melakukan perbandingan antara data NMME dengan data lapangan.
2. Melakukan asimilasi data *Global Meteorological* dan data lapangan dengan menggunakan metode *kalman filter*.
 - a. Memisahkan data satelit dengan lokasi yang terdapat data lapangan dan tidak terdapat data lapangan
 - b. Menghitung bias antara data lapangan dan data satelit dengan lokasi yang terdapat data lapangan. Penghitungan bias adalah selisih data lapangan dan data satelit.
 - c. Melakukan tahap prediksi untuk menentukan nilai taksiran parameter dan kovariansi dari metode *kalman filter*.
 - d. Melakukan tahap koreksi untuk menaksir nilai kalman gain, kovariansi, dan parameter dari metode *kalman filter* dengan tujuan mengurangi bias dari data lapangan dan data satelit.
 - e. Mendapatkan nilai taksiran kalman filter untuk data satelit dengan lokasi yang terdapat data lapangan
 - f. Menghitung nilai kalman filter pada lokasi yang tidak terdapat data lapangan dengan mensubsitusikan data satelit tersebut kedalam model kalman filter pada

lokasi yang terdapat data lapangan yang memiliki kondisi sama dengan data satelit tersebut.

3. Melakukan perbandingan antara data NMME dengan hasil asimilasi menggunakan nilai *Mean Absolute Error* (MAE) dan *R-Squared*.
 - a. Menghitung nilai rata-rata curah hujan per bulan pada hasil asimilasi.
 - b. Menghitung nilai MAE antara data asimilasi dan data NMME
 - c. Membuat model regresi antara data NMME sebagai respon dan data asimilasi sebagai prediktor dan menghitung nilai *R-Squared*
4. Evaluasi data lapangan dengan hasil asimilasi data.
5. Mengambil kesimpulan.

Berdasarkan langkah analisis yang telah dijelaskan sebelumnya, dapat digambarkan bentuk diagram alir penelitian pada halaman selanjutnya sebagai berikut.



Gambar 3.1. Diagram Alir Penelitian.

BAB IV

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

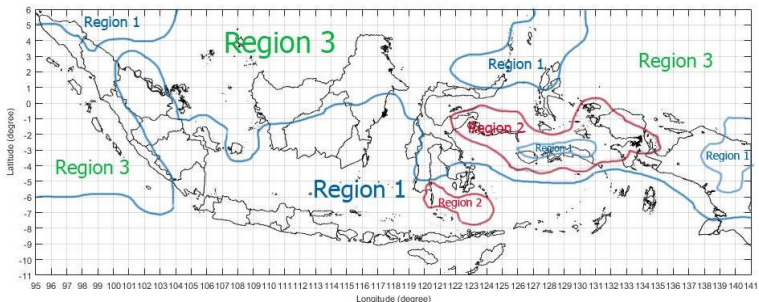
Berdasarkan langkah analisis pada penelitian ini, didapatkan hasil dan pembahasan sebagai berikut.

4.1 Statistika Deskripsi

Dalam melakukan asimilasi data perlu mengetahui pola data yang akan dilakukan asimilasi dengan data NMME. Berikut merupakan statistika deskripsi dari data satelit, lapangan, dan NMME.

4.1.1 Pembagian Zona

Asimilasi data menggunakan *kalman filter* dapat memperkecil bias dari data satelit dan dapat menaksir nilai curah hujan pada lokasi yang tidak terdapat data lapangan. Dalam upaya menaksir nilai curah hujan tersebut, dibutuhkan informasi pada daerah terdekat yang diduga memiliki korelasi tinggi dan hal tersebut dapat diwakilkan oleh zona. Berikut merupakan pembagian zona untuk curah hujan di Indonesia menurut Edwin Aldrian berdasarkan kedekatan dan karakteristik.



Gambar 4.1 Zona Indonesia Berdasarkan grid

Gambar 4.1 diatas merupakan pembagian zona menjadi 3 bagian di Indonesia yaitu region 1, region 2, dan region 3. Region

1 meliputi keseluruhan Pulau Jawa, Nusa Tenggara, Bali dan lain-lain pada bagian selatan Indonesia. Pada bagian utara meliputi sebagian Pulau Sumatera dan Sulawesi. Dan pada bagian timur meliputi sebagian pulau Papua. Region 3 meliputi sebagian Sumatera, Kalimantan, Sulawesi dan Papua. Sedangkan Zona 2 sebagian Nusa Tenggara, Papua dan Sulawesi.

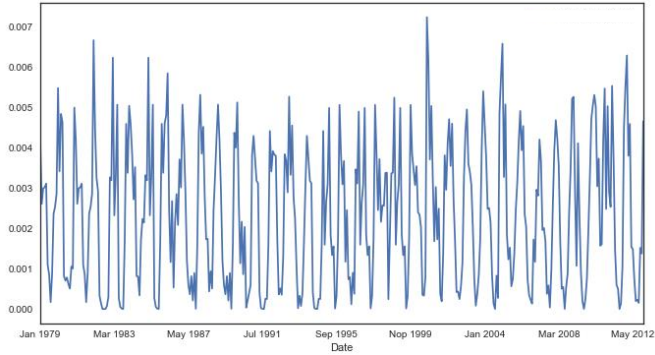
Region 1 merupakan region bertipe *monsoon*, region 2 merupakan region bertipe *anti monsoon* / lokal, dan region 3 adalah region bertipe *semi monsoon* / *equatorial*. Region 1 / *monsoon* merupakan wilayah yang memiliki perbedaan yang jelas antara periode musim hujan dan periode musim kemarau dengan plot curah hujan bulanan berbentuk huruf U dimana memiliki kecenderungan hujan pada bulan November sampai Maret dan kemarau pada bulan Maret sampai September. Region 2 / *anti monsoon* merupakan wilayah yang memiliki pola curah hujan bulanan berkebalikan dengan *monsoon* yaitu berbentuk huruf U terbalik serta cenderung hujan pada bulan Mei sampai Juli. Sedangkan region 3 / *semi monsoon* merupakan wilayah yang memiliki pola hujan bulanan dengan dua puncak yaitu berbentuk huruf M serta cenderung hujan pada bulan Oktober, November, Maret, April dan Mei.

Pembagian region diatas dapat merepresentasi suatu daerah memiliki kecenderungan yang sama dalam prediksi menggunakan *kalman filter* sehingga pada data lapangan yang tidak tersedia curah hujan dapat digunakan model yang sama dalam suatu region yang sama dan memiliki korelasi tertinggi dalam satu region yang sama.

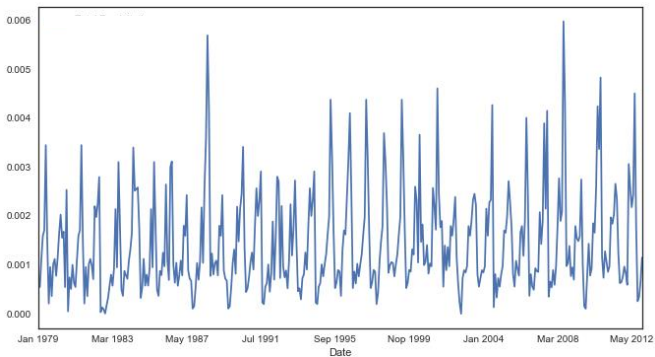
4.1.2 Plot Data Satelit

Sebelum melakukan data asimilasi dengan kalman filter antara data satelit dan data lapangan akan dilakukan plot data *global meteorological* (PGF) masing-masing region. Dalam hal ini, akan ditampilkan plot pada satu titik lokasi pada masing-masing region. Pada region 1 diwakilkan oleh Kabupaten Tuban

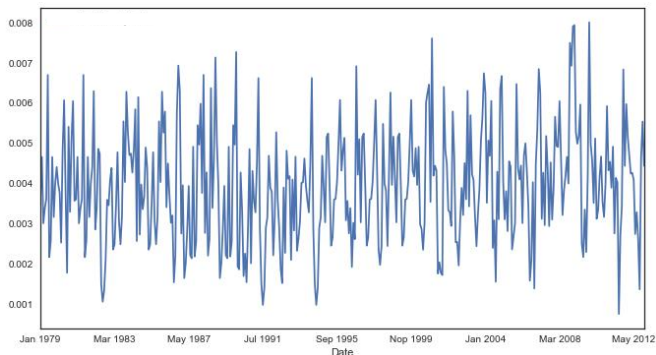
Provinsi Jawa Timur, region 2 diwakilkan oleh Kabupaten Banggai Provinsi Sulawesi Tengah, dan region 3 diwakilkan oleh lokasi dengan Kabupaten Kapuas Hulu Provinsi Kalimantan Barat. Berikut plot data satelit masing-masing region.



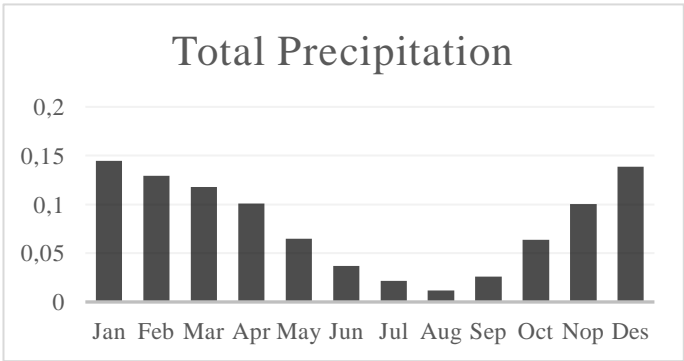
Gambar 4.2 Plot Data Satelit Kabupaten Tuban.



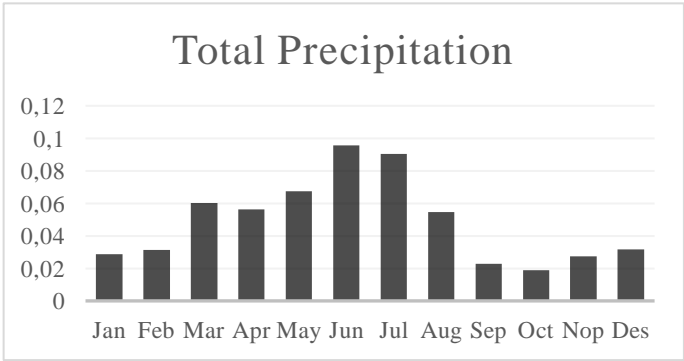
Gambar 4.3 Plot Data Satelit Kabupaten Banggai.



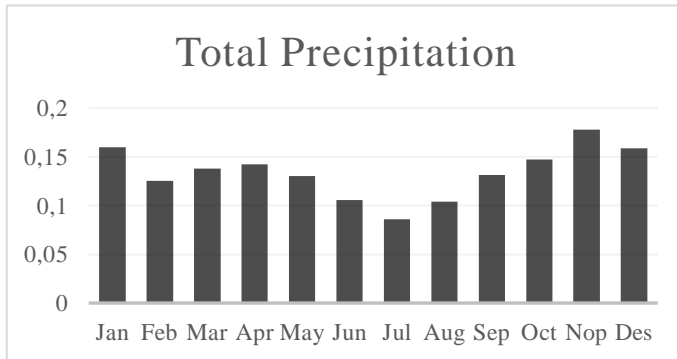
Gambar 4.4 Plot Data Satelit Kabupaten Kapuas Hulu.



Gambar 4.5 Diagram Batang Data Satelit Kabupaten Tuban.



Gambar 4.6 Diagram Batang Data Satelit Kabupaten Banggai.

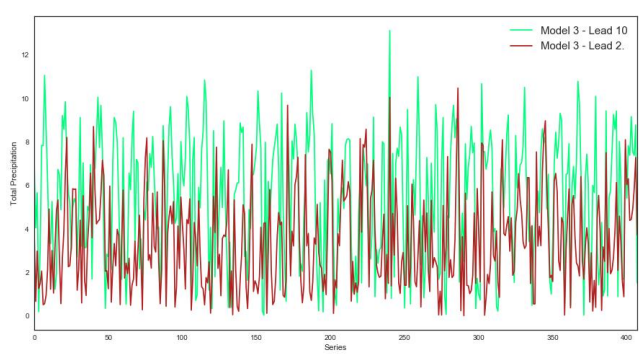
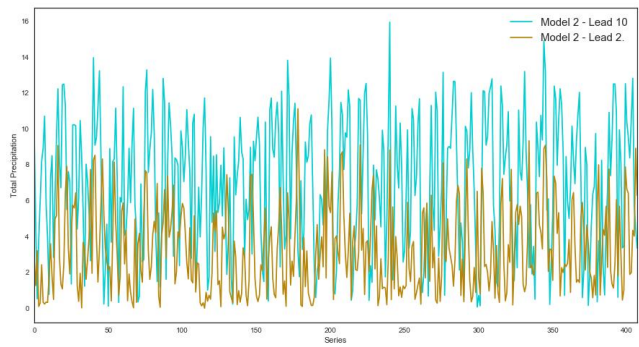
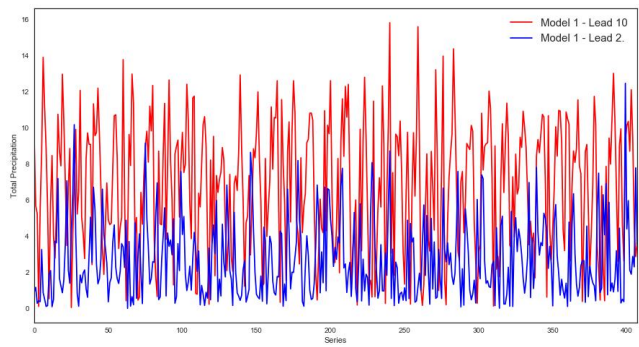


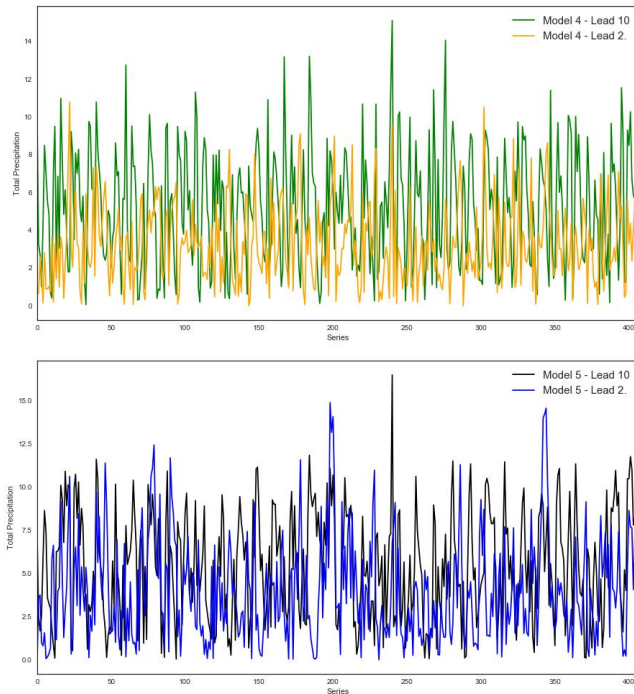
Gambar 4.7 Diagram Batang Data Satelit Kabupaten Kapuas Hulu

Dari gambar 4.2, gambar 4.3 dan gambar 4.4 dapat diketahui bahwa antar region memiliki pola data yang berbeda dengan *series* Januari 1979 sampai Desember 2012. Sedangkan gambar 4.5 dapat diketahui bahwa memiliki pola cenderung berbentuk huruf U yang artinya pada region 1 memiliki tipe *monsoon*. Gambar 4.6 dapat diketahui bahwa memiliki pola cenderung berbentuk huruf U terbalik yang artinya region 2 memiliki tipe *anti monsoon* dan gambar 4.7 merupakan diagram batang curah hujan per bulan yang memiliki pola cenderung berbentuk huruf M. Sehingga dapat disimpulkan bahwa pada tiap region memiliki pola curah hujan yang sama berdasarkan pengelompokkan region berdasarkan gambar 4.1.

4.1.3 Plot Data NMME *versus* Data Lapangan

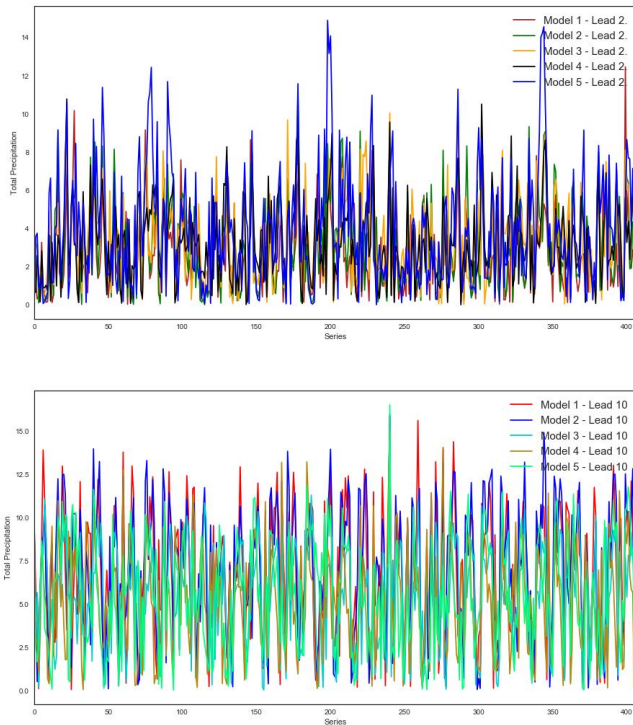
Plot data NMME *versus* data lapangan merupakan plot bias antara data NMME dan data lapangan yang bertujuan mengetahui pengaruh lead dan pengaruh data NMME dengan model yang berbeda pada masing-masing region seperti subbab sebelumnya. Berikut merupakan plot dpada region 1.





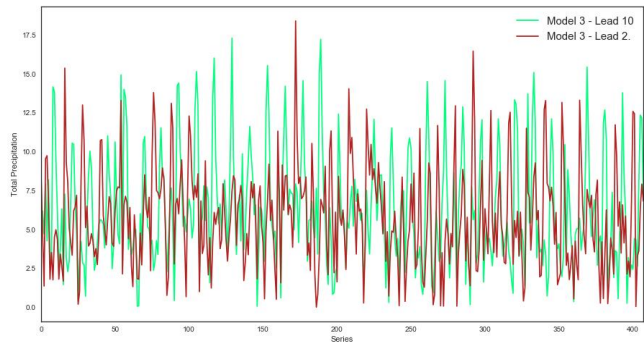
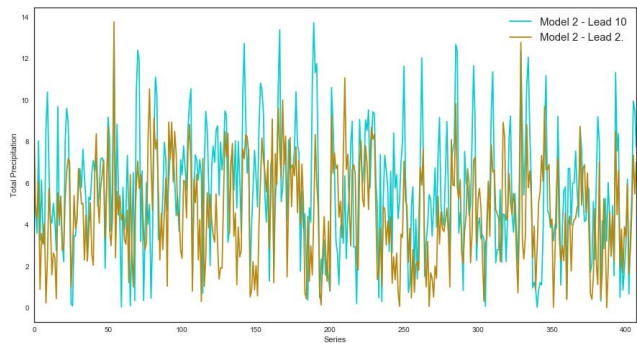
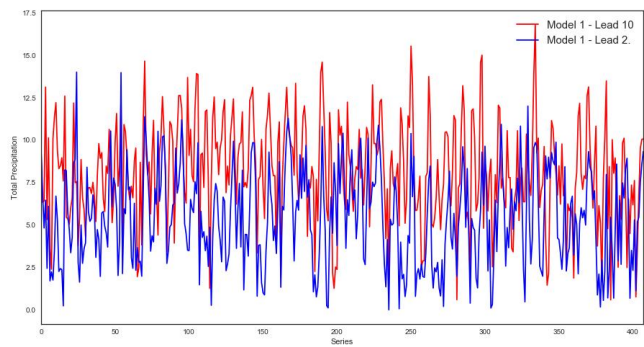
Gambar 4.8 Plot Data Lapangan *versus* Data NMME pada Region 1 Dengan 5 Model NMME dan 2 Lead

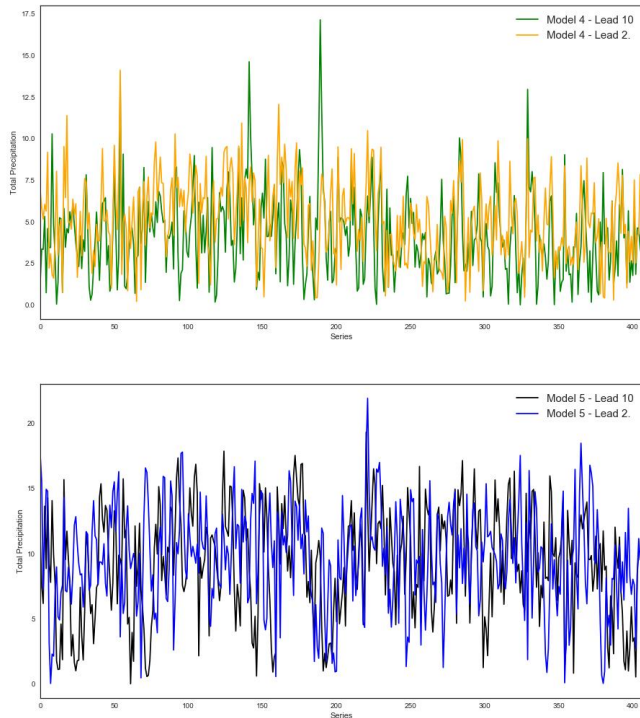
Gambar 4.8 diatas merupakan plot Data Lapangan *versus* Data NMME pada region 1 menggunakan 5 model NMME dan 2 Lead terhadap *series* Januari 1982 sampai Desember 2012. Dari gambar 4.8 tersebut dapat diketahui bahwa semakin besar *lead* yang digunakan maka semakin besar bias antara data NMME dan data Lapangan. Dalam upaya mengetahui model yang memiliki bias kecil terhadap data lapangan, berikut ini merupakan plot semua model dengan dua *lead* yang sama.



Gambar 4.9 Plot Data Lapangan *versus* Data NMME pada Region 1.

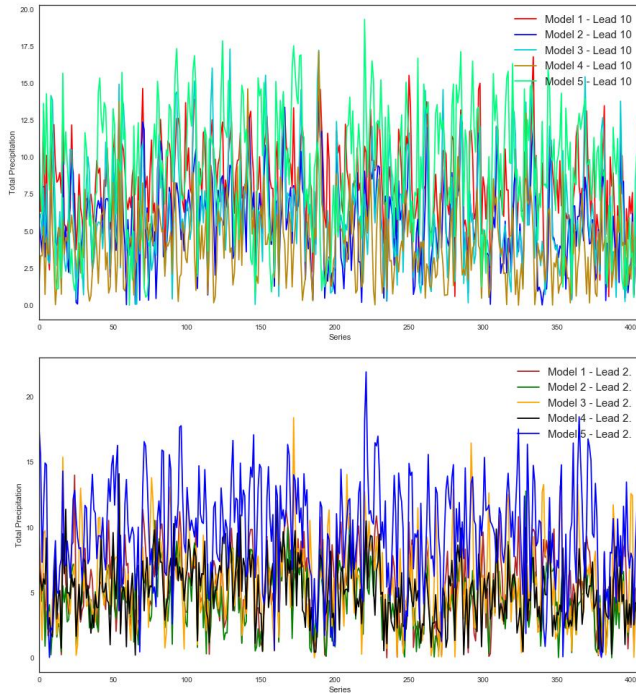
Gambar 4.9 diatas merupakan plot Data Lapangan *versus* Data NMME pada region 1 menggunakan 5 model NMME pada masing-masing Lead terhadap *series* Januari 1982 sampai Desember 2012. Berdasarkan gambar 4.9 diatas dapat diketahui bahwa model NMME yang mempunyai bias terkecil adalah NMME model 4 sedangkan model NMME yang mempunyai bias terbesar adalah NMME model 5. Setelah region 1, berikut merupakan plot bias antara data NMME dan data lapangan pada region 2.





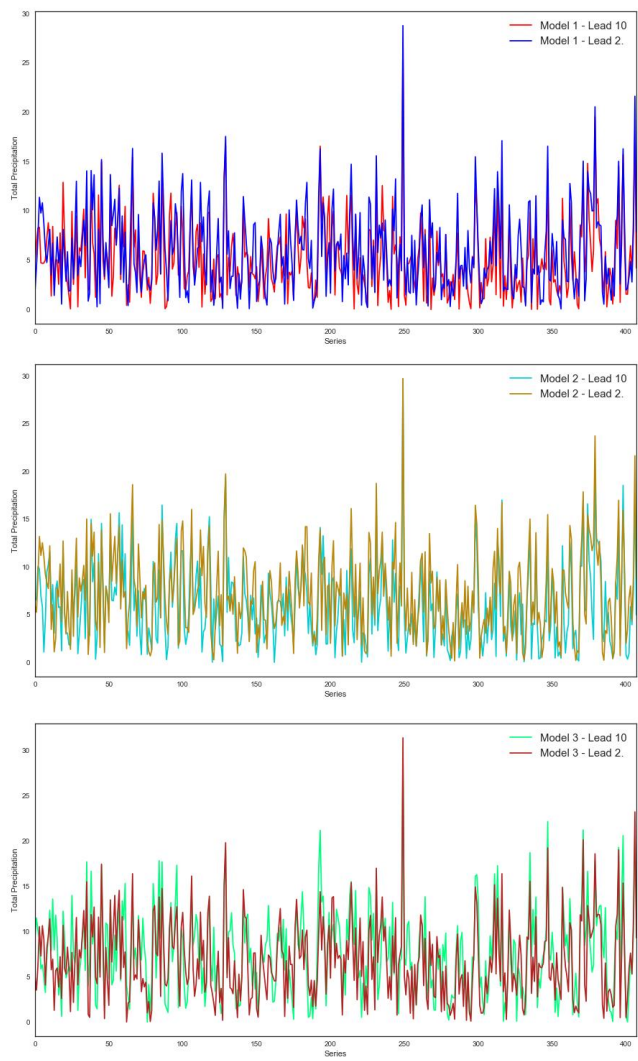
Gambar 4.10 Plot Data Lapangan *versus* Data NMME pada Region 2 Dengan 5 Model NMME dan 2 Lead.

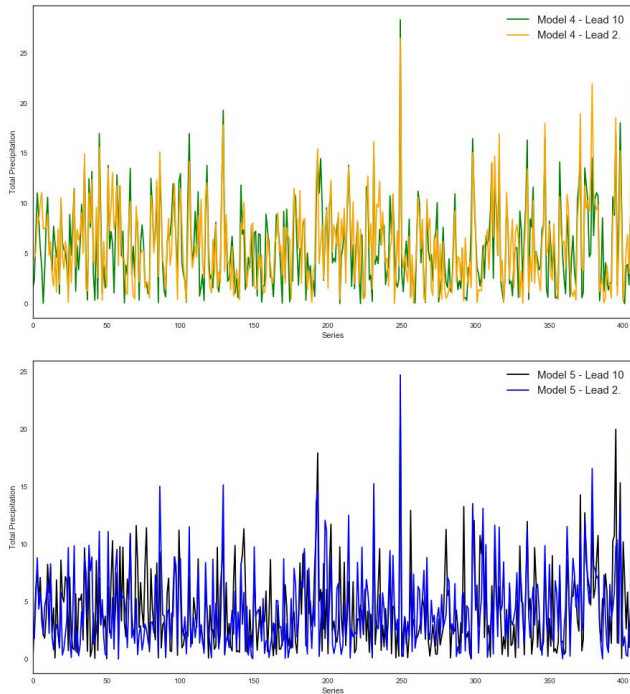
Gambar 4.10 diatas merupakan plot Data Lapangan *versus* Data NMME pada region 2 menggunakan 5 model NMME dan 2 *Lead* terhadap *series* Januari 1982 sampai Desember 2012. Dari gambar 4.10 tersebut dapat diketahui bahwa semakin besar *lead* yang digunakan maka semakin besar bias antara data NMME dan data Lapangan. Dalam upaya mengetahui model yang memiliki bias kecil terhadap data lapangan, berikut ini merupakan plot semua model dengan dua *lead* yang sama.



Gambar 4.11 Plot Data Lapangan *versus* Data NMME pada Region 2.

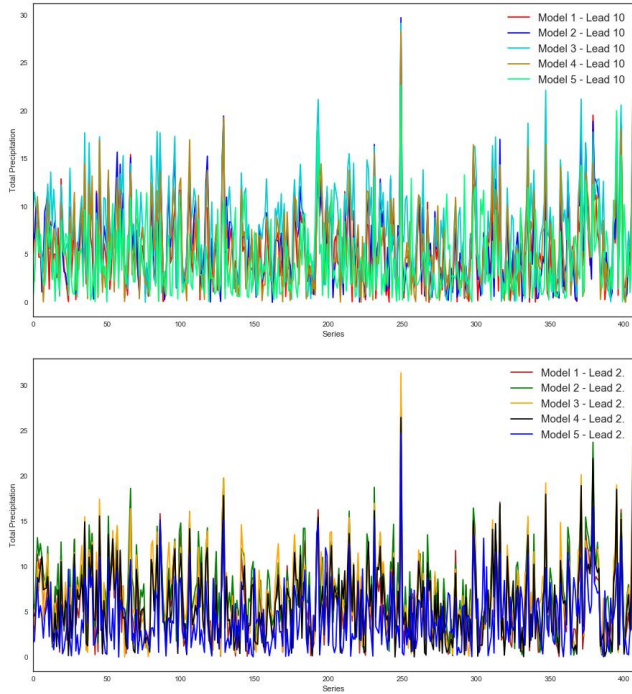
Gambar 4.11 diatas merupakan plot Data Lapangan *versus* Data NMME pada region 2 menggunakan 5 model NMME pada masing-masing *Lead* terhadap *series* Januari 1982 sampai Desember 2012. Berdasarkan gambar 4.11 diatas dapat diketahui bahwa model NMME yang mempunyai bias terkecil adalah NMME model 4 sedangkan model NMME yang mempunyai bias terbesar adalah NMME model 5. Setelah region 2, berikut merupakan plot bias antara data NMME dan data lapangan pada region 3.





Gambar 4.12 Plot Data Lapangan *versus* Data NMME pada Region 3 Dengan 5 Model NMME dan 2 Lead.

Gambar 4.12 diatas merupakan plot Data Lapangan *versus* Data NMME pada region 3 menggunakan 5 model NMME dan 2 *Lead* terhadap *series* Januari 1982 sampai Desember 2012. Dari gambar 4.12 tersebut dapat diketahui bahwa semakin besar *lead* yang digunakan maka semakin besar bias antara data NMME dan data Lapangan. Dalam upaya mengetahui model yang memiliki bias kecil terhadap data lapangan, berikut ini merupakan plot semua model dengan dua *lead* yang sama.

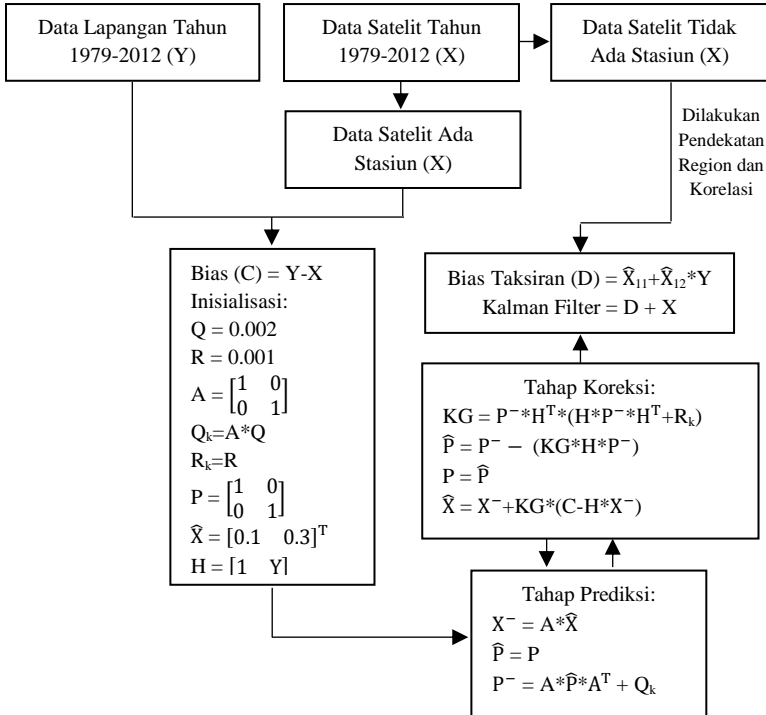


Gambar 4.13 Plot Data Lapangan *versus* Data NMME pada Region 2.

Gambar 4.13 diatas merupakan plot Data Lapangan *versus* Data NMME pada region 3 menggunakan 5 model NMME pada masing-masing *Lead* terhadap *series* Januari 1982 sampai Desember 2012. Berdasarkan gambar 4.13 diatas dapat diketahui bahwa model NMME yang mempunyai bias terkecil adalah NMME model 4 sedangkan model NMME yang mempunyai bias terbesar adalah NMME model 5.

4.2 Algoritma Kalman Filter

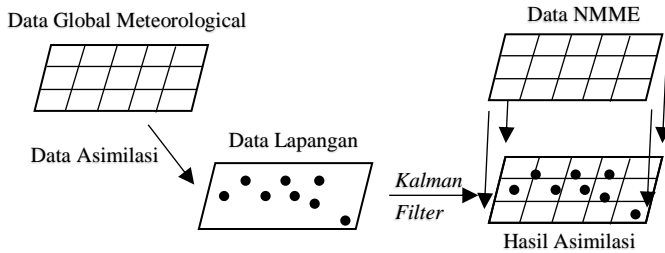
Pada subbab ini akan dijelaskan algoritma dalam melakukan *kalman filter* terhadap data lapangan dan data satelit. Berikut merupakan ilustrasinya.



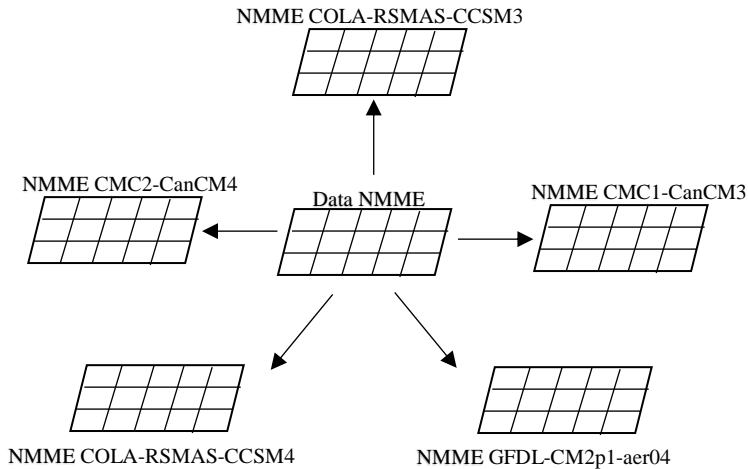
Gambar 4.14 Algoritma Kalman Filter.

Dari gambar 4.14 diatas dapat diketahui bahwa algoritma *kalman filter* membutuhkan dua data yang tidak memiliki *missing*. Sehingga pada asimilasi data yang tidak memiliki data lapangan dilakukan pendekatan dengan melihat apakah lokasi yang tidak memiliki data lapangan berada pada region yang sama terhadap model yang berada dalam suatu region yang sama. Setelah itu, melihat korelasi tertinggi antar data satelit pada suatu region yang sama maka dianggap data yang tidak memiliki data lapangan

kecenderungan memiliki model yang sama dengan data yang terdapat data lapangan pada region yang sama. Berikut merupakan gambaran asimilasi antara data lapangan dan data meteorological.



Gambar 4.15 Proses Data Asimilasi.



Gambar 4.16 Model Data NMME yang Digunakan.

4.3 Perhitungan *Kalman Filter*

Kalman filter merupakan metode untuk mengurangi bias dengan menggabungkan data satelit dan data lapangan. Berikut merupakan contoh kasus metode *kalman filter*.

Tabel 4.1 Contoh Data Untuk *Kalman Filter*

Tanggal	Data BMKG (Y)	Data Global Meteorologi (X)	Bias (C)
11/01/1979	0	0,000220207	-0,00022
12/01/1979	0	0,000229771	-0,00023
13/01/1979	0	0,000102375	-0,0001
14/01/1979	0	0,000122353	-0,00012
15/01/1979	3,9	0,000282974	3,899717
16/01/1979	0	0	0
17/01/1979	0	0	0
18/01/1979	16,9	0,00015704	16,89984
19/01/1979	0	0,00035949	-0,00036
20/01/1979	0	0,000346794	-0,00035

Inisialisasi:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$R_k = 0,001$$

$$Q_k = \begin{bmatrix} 0,002 & 0 \\ 0 & 0,002 \end{bmatrix}$$

$$P = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$X = [0,1 \quad 0,3]^T$$

Inisialisasi adalah tahap awal untuk proses rekursif *kalman filter* dengan tujuan menentukan nilai awal sebelum melakukan *kalman filter*. Matriks A dan P merupakan matriks identitas yang berdimensi 2 karena menggunakan 2 data yaitu data lapangan dan data satelit. R , X dan Q merupakan nilai awal yang ditentukan sebelum menggunakan *kalman filter*.

Iterasi 1:

Tahap Prediksi:

$$\begin{aligned}
 X^- &= A \times X \\
 &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0,1 \\ 0,3 \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} 0,1 \\ 0,3 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 P^- &= A \times P \times A^T + Q_k \\
 &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,002 & 0 \\ 0 & 0,002 \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} 1,002 & 0 \\ 0 & 1,002 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

Tahap Koreksi:

$$\begin{aligned}
 \text{Kalman Gain (KG)} &= P^- \times H^T \times (H \times P^- \times H^T + R_k)^{-1} \\
 &= \begin{bmatrix} 1,002 & 0 \\ 0 & 1,002 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \times \\
 &\quad \left(\begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1,002 & 0 \\ 0 & 1,002 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} + 0,001 \right)^{-1} \\
 &= \begin{bmatrix} 0,9990 \\ 0 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 P &= P^- - (KG \times H \times P^-) \\
 &= \begin{bmatrix} 1,002 & 0 \\ 0 & 1,002 \end{bmatrix} - \left(\begin{bmatrix} 0,9990 \\ 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1,002 & 0 \\ 0 & 1,002 \end{bmatrix} \right) \\
 &= \begin{bmatrix} 1,001 & 0 \\ 0 & 1,002 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
X &= X^- + KG \times (C - H \times X^-) \\
&= \begin{bmatrix} 0,1 \\ 0,3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,9990 \\ 0 \end{bmatrix} \times \left(-0,00022 - \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0,1 \\ 0,3 \end{bmatrix} \right) \\
&= \begin{bmatrix} -0,0001 \\ 0,3 \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Iterasi 2:

Tahap Prediksi:

$$\begin{aligned}
X^- &= A \times X \\
&= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} -0,0001 \\ 0,3 \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} -0,0001 \\ 0,3 \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
P^- &= A \times P \times A^T + Q_k \\
&= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1,001 & 0 \\ 0 & 1,002 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,002 & 0 \\ 0 & 0,002 \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} 0,003 & 0 \\ 0 & 1,004 \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Tahap Koreksi:

$$\begin{aligned}
\text{Kalman Gain (KG)} &= P^- \times H^T \times (H \times P^- \times H^T + R_k)^{-1} \\
&= \begin{bmatrix} 0,003 & 0 \\ 0 & 1,004 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \times \\
&\quad \left(\begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0,003 & 0 \\ 0 & 1,004 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} + 0,001 \right)^{-1} \\
&= \begin{bmatrix} 0,7499 \\ 0 \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
P &= P^- - (KG \times H \times P^-) \\
&= \begin{bmatrix} 0,003 & 0 \\ 0 & 1,004 \end{bmatrix} - \left(\begin{bmatrix} 0,7499 \\ 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0,003 & 0 \\ 0 & 1,004 \end{bmatrix} \right) \\
&= \begin{bmatrix} 0,0007 & 0 \\ 0 & 1,004 \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
X &= X^- + KG \times (C - H \times X^-) \\
&= \begin{bmatrix} -0,0001 \\ 0,3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,7499 \\ 0 \end{bmatrix} \times \left(-0,00023 - \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} -0,0001 \\ 0,3 \end{bmatrix} \right) \\
&= \begin{bmatrix} -0,0002 \\ 0,38 \end{bmatrix} \\
&\vdots
\end{aligned}$$

Iterasi 10:

Tahap Prediksi:

$$\begin{aligned}
X^- &= A \times X \\
&= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} -0,0003 \\ 1 \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} -0,0003 \\ 1 \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
P^- &= A \times P \times A^T + Q_k \\
&= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0,0008 & 0 \\ 0 & 0,002 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,002 & 0 \\ 0 & 0,002 \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} 0,0028 & 0 \\ 0 & 0,004 \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Tahap Koreksi:

$$\begin{aligned}
 KG &= P^- \times H^T \times (H \times P^- \times H^T + R_k)^{-1} \\
 &= \begin{bmatrix} 0,0028 & 0 \\ 0 & 0,004 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \times \\
 &\quad \left(\begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0,0028 & 0 \\ 0 & 0,004 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} + 0,001 \right)^{-1} \\
 &= \begin{bmatrix} 0,7386 \\ -0,0074 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 P &= P^- - (KG \times H \times P^-) \\
 &= \begin{bmatrix} 0,0028 & 0 \\ 0 & 0,004 \end{bmatrix} - \left(\begin{bmatrix} 0,7386 \\ -0,0074 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0,0028 & 0 \\ 0 & 0,004 \end{bmatrix} \right) \\
 &= \begin{bmatrix} 0,0007 & 0 \\ 0 & 0,004 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 X &= X^- + KG \times (C - H \times X^-) \\
 &= \begin{bmatrix} -0,0003 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,7386 \\ -0,0074 \end{bmatrix} \times \left(-0,00035 - \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} -0,0003 \\ 1 \end{bmatrix} \right) \\
 &= \begin{bmatrix} -0,0003 \\ 1 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

Tahap prediksi dan tahap koreksi merupakan tahapan metode *kalman filter* dimana memiliki tujuan mengurangi bias data lapangan dan data satelit dengan fungsi *rekursive*.

$$\begin{aligned}
 \text{Bias iterasi 1} &= X_1 + X_2 \times Y \\
 &= -0,0001 + 0,3 \times 0 \\
 &= -0,0001
 \end{aligned}$$

Hasil *Kalman Filter* Data ke-1 = Bias Iterasi 1 + X ke-1

$$\begin{aligned}
 &= -0,0001 + 0,000220207 \\
 &= 0,000120207
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Bias iterasi 2} &= X_1 + X_2 \times Y \\
 &= -0,0001 + 0,2 \times 0 \\
 &= -0,0001
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Hasil Kalman Filter Data ke-2} &= \text{Bias Iterasi 2} + X \text{ ke-2} \\
 &= -0,0001 + 0,000229771 \\
 &= 0,000129771 \\
 &\vdots
 \end{aligned}$$

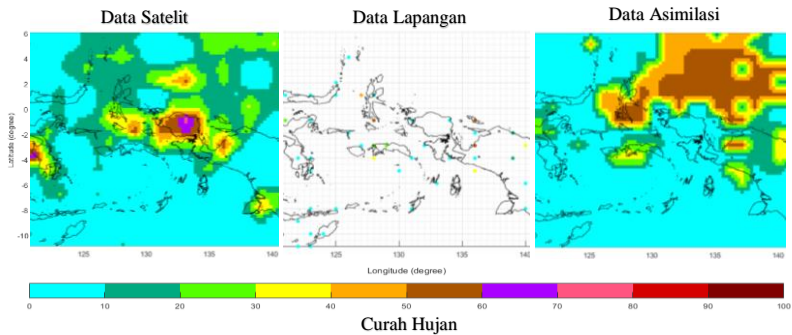
$$\begin{aligned}
 \text{Bias iterasi 10} &= X_1 + X_2 \times Y \\
 &= -0,0003 + 1 \times 0 \\
 &= -0,0003
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Hasil Kalman Filter Data ke-10} &= \text{Bias Iterasi 10} + X \text{ ke-10} \\
 &= -0,0003 + 0,000346794 \\
 &= 4,6794 \times 10^{-5}
 \end{aligned}$$

Tahap ini merupakan tahap dimana merupakan hasil dari *kalman filter* dimana memiliki bias yang lebih kecil daripada bias sesungguhnya.

4.4 Asimilasi Data

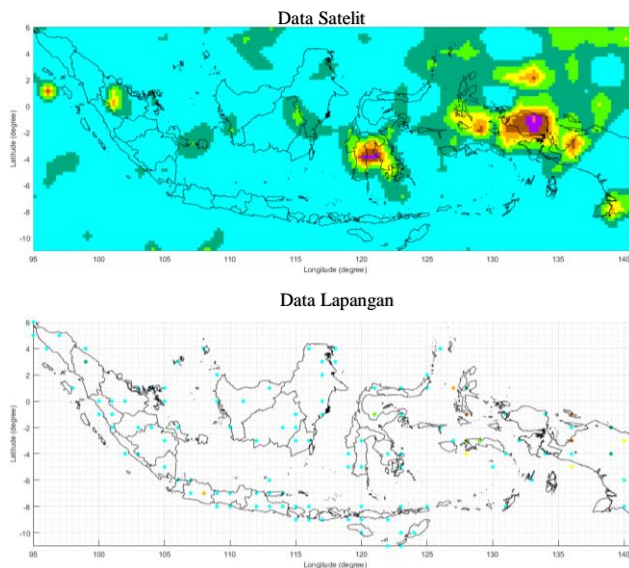
Asimilasi data merupakan metode untuk memperkecil bias dengan cara menggabungkan antara data lapangan dan data satelit. Data satelit merupakan data curah hujan yang diambil dengan satelit dan data yang memiliki bias. Berikut merupakan contoh hasil asimilasi data lapangan dan data satelit.

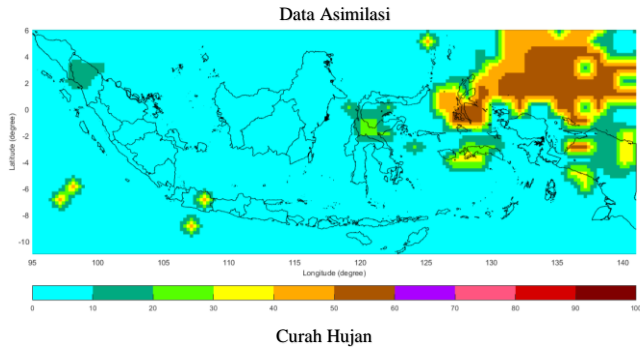


Gambar 4.17 Contoh Asimilasi Data Curah Hujan Antara Data Satelit dengan Data Lapangan Berdasarkan Grid pada Tanggal 3 Juni 2012.

4.4.1 Asimilasi Data Tanpa Mempertimbangkan Musim

Hasil asimilasi data antara data satelit dan data lapangan memiliki pola yang mirip dengan data satelit namun akan lebih mengurangi bias pada data satelit. Berikut merupakan gambar hasil asimilasi pada 3 Juni 2012.





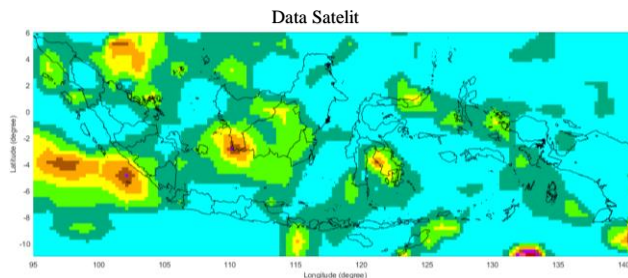
Gambar 4.18 Hasil Data Asimilasi Curah Hujan Antara Data Satelit dengan Data Lapangan Berdasarkan Grid Tanpa Memperhatikan Musim pada Tanggal 3 Juni 2012.

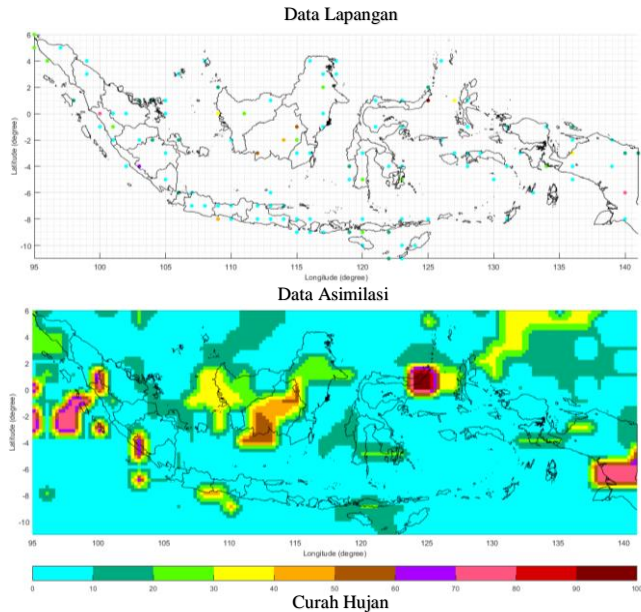
Gambar 4.18 diatas merupakan pola data satelit, data lapangan dan hasil data asimilasi curah hujan di Indonesia tanpa memperhatikan musim pada tanggal 3 Juni 2012. Dimana gambar paling atas merupakan curah hujan pada data satelit yang berbentuk grid, gambar tengah merupakan curah hujan pada stasiun BMKG dan tidak terdapat pada semua lokasi serta gambar paling bawah merupakan hasil asimilasi data dari data BMKG (lapangan) dengan data satelit. Curah hujan di Indonesia berbeda beda tiap lokasi dengan curah hujan paling tinggi berwarna merah tua dan paling rendah berwarna biru muda. Pada data satelit memiliki bias yang besar sehingga akan dilakukan proses asimilasi dengan menggunakan data lapangan supaya dapat mengurangi bias.

Data lapangan merupakan data curah hujan yang diambil dari suatu lokasi tertentu dan tidak tersedia dalam bentuk grid melainkan data stasiun yang tersedia. Dibanding dengan data satelit, data lapangan cenderung tidak memiliki bias karena diambil secara *real time* dan akurat. Data lapangan dapat dilakukan asimilasi data dengan data satelit sehingga dapat memperkecil bias dan menghasilkan suatu data baru dengan metode *kalman filter*.

Kalman filter merupakan metode untuk memperkecil bias dari data satelit dengan menggabungkan data satelit dan data lapangan. Dalam kasus ini menggabungkan data dengan metode *kalman filter* dilakukan berdasarkan wilayah-wilayah yang terdapat data dan membentuk suatu modelnya dengan metode *kalman filter* yang menghasilkan suatu data asimilasi. Namun pada data yang tidak terdapat data lapangan digunakan pemodelan yang sama pada satu zona tertentu dengan pembagian zona berdasarkan gambar 4.1.

Pada zona tertentu juga terdapat banyak model-model yang ada, maka dilakukan uji korelasi guna menunjukkan data yang tidak tersedia data lapangan memiliki kedekatan dengan model yang mana pada suatu zona tertentu. Setelah dilakukan penentuan zona dan kedekatan model maka dilakukan asimilasi data dengan *kalman filter*. Hasil asimilasi tidak jauh berbeda dari data satelit karena tujuan dari asimilasi data adalah memperkecil bias. Terlihat pola pada satelit cenderung berubah pada hasil asimilasi data yang dikarenakan proses *kalman filter* dapat mengurangi bias data satelit dan menghasilkan data baru dengan bias yang kecil. Pada setiap hari memiliki curah hujan yang berbeda, dengan demikian dapat dilihat apakah terdapat perbedaan pola dari hari yang berbeda dan pada musim yang berbeda. Berikut merupakan hasil asimilasi pada tanggal 3 Desember 2012.





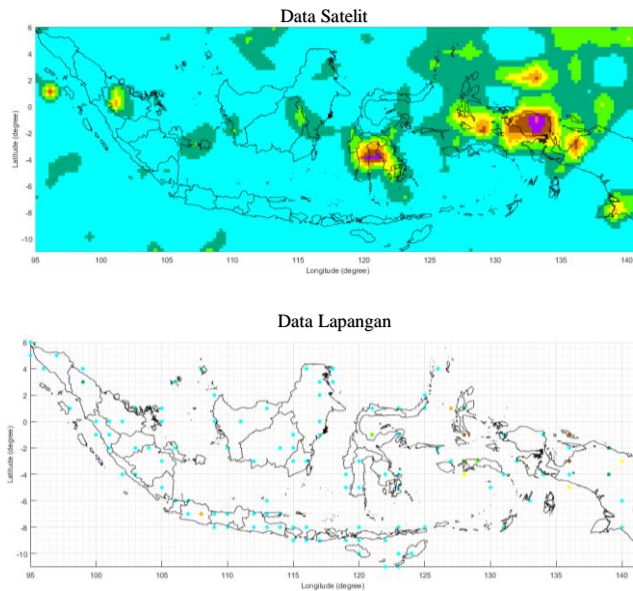
Gambar 4.19 Hasil Data Asimilasi Curah Hujan Antara Data Satelit dengan Data Lapangan Berdasarkan Grid Tanpa Memperhatikan Musim pada Tanggal 30 Desember 2012.

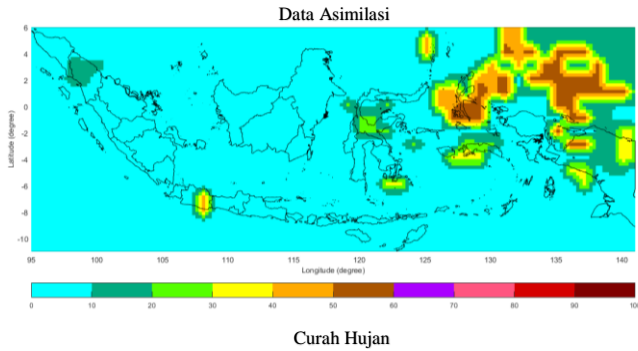
Gambar 4.19 diatas merupakan pola data satelit, data lapangan dan hasil data asimilasi curah hujan di Indonesia tanpa memperhatikan musim pada tanggal 30 Desember 2012. Dimana gambar paling atas merupakan curah hujan pada data satelit yang berbentuk grid, gambar tengah merupakan curah hujan pada stasiun BMKG dan tidak terdapat pada semua lokasi serta gambar paling bawah merupakan hasil asimilasi data dari data BMKG (lapangan) dengan data satelit. Curah hujan di Indonesia berbeda beda tiap lokasi dengan curah hujan paling tinggi berwarna merah tua dan paling rendah berwarna biru muda. Dapat diketahui bahwa hasil asimilasi tidak jauh berbeda dari data satelit karena tujuan dari asimilasi data adalah memperkecil bias. Terlihat pola pada satelit cenderung berubah pada hasil asimilasi data yang

dikarenakan proses *kalman filter* dapat mengurangi bias data satelit dan menghasilkan data baru dengan bias yang kecil. Terlihat ternyata hasil asimilasi data pada musim yang berbeda memiliki pola yang berbeda. Oleh karena itu diindikasikan hasil asimilasi data dengan memperhatikan musim juga memiliki pola yang berbeda seperti tanpa memperhatikan musim.

4.4.2 Asimilasi Data Musim Kemarau

Indonesia memiliki dua musim yaitu musim kemarau dan musim penghujan. Dari gambar 4.18 dan gambar 4.19 dapat diindikasikan terdapat pengaruh musiman pada hasil asimilasi data di Indonesia. Berikut merupakan hasil asimilasi data pada musim kemarau.





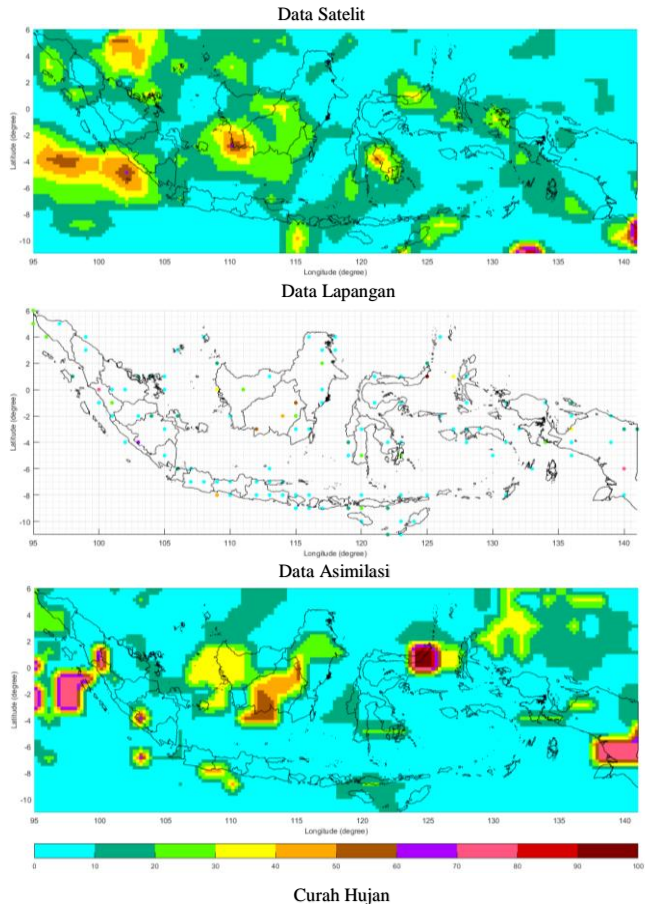
Gambar 4.20 Hasil Data Asimilasi Curah Hujan Antara Data Satelit dan Data Lapangan Berdasarkan Grid dengan Musim Kemarau pada Tanggal 3 Juni 2012.

Gambar 4.20 diatas merupakan pola data satelit, data lapangan dan hasil data asimilasi curah hujan di Indonesia pada musim kemarau pada tanggal 3 Juni 2012. Dimana gambar paling atas merupakan curah hujan pada data satelit yang berbentuk grid, gambar tengah merupakan curah hujan pada stasiun BMKG dan tidak terdapat pada semua lokasi serta gambar paling bawah merupakan hasil asimilasi data dari data BMKG (lapangan) dengan data satelit. Dapat diketahui bahwa hasil asimilasi tidak jauh berbeda dari data satelit karena tujuan dari asimilasi data adalah memperkecil bias. Terlihat pola pada satelit cenderung berubah pada hasil asimilasi data yang dikarenakan proses *kalman filter* dapat mengurangi bias data satelit dan menghasilkan data baru dengan bias yang kecil. Terlihat ternyata hasil asimilasi data pada gambar 4.20 memiliki pola yang berbeda dengan 4.18. Hal tersebut membuktikan pengaruh musim di Indonesia akan mempengaruhi hasil asimilasi pada data Indonesia.

4.4.3 Asimilasi Data Musim Hujan

Indonesia memiliki dua musim yaitu musim kemarau dan musim penghujan. Dari gambar 4.17 dan gambar 4.18 dapat diindikasikan terdapat pengaruh musiman pada hasil asimilasi data

di Indonesia. Berikut merupakan hasil asimilasi data pada musim hujan.



Gambar 4.21 Hasil Data Asimilasi Curah Hujan Antara Data Satelit dan Data Lapangan Berdasarkan Grid dengan Musim Hujan pada Tanggal 30 Desember 2012.

Gambar 4.21 diatas merupakan pola data satelit, data lapangan dan hasil data asimilasi curah hujan di Indonesia pada

musim kemarau pada tanggal 30 Desember 2012. Dimana gambar paling atas merupakan curah hujan pada data satelit yang berbentuk grid, gambar tengah merupakan curah hujan pada stasiun BMKG dan tidak terdapat pada semua lokasi serta gambar paling bawah merupakan hasil asimilasi data dari data BMKG (lapangan) dengan data satelit. Dapat diketahui bahwa hasil asimilasi tidak jauh berbeda dari data satelit karena tujuan dari asimilasi data adalah memperkecil bias. Terlihat pola pada satelit cenderung berubah pada hasil asimilasi data yang dikarenakan proses *kalman filter* dapat mengurangi bias data satelit dan menghasilkan data baru dengan bias yang kecil. Terlihat ternyata hasil asimilasi data pada gambar 4.21 memiliki pola yang berbeda dengan 4.19. Hal tersebut membuktikan pengaruh musim di Indonesia akan mempengaruhi hasil asimilasi pada data Indonesia.

4.5 Evaluasi Hasil Asimilasi dengan Data Lapangan

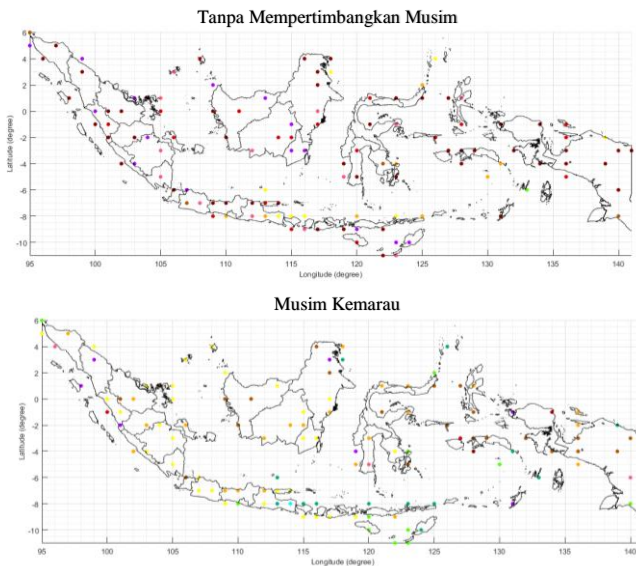
Analisis berikutnya akan membahas mengenai evaluasi kebaikan hasil asimilasi yang sudah dilakukan dengan data lapangan. Tujuan dilakukan evaluasi kebaikan model adalah untuk mengetahui tingkat kesalahan asimilasi tersebut terhadap data *real time*. Indikator evaluasi yang digunakan adalah *Mean Absolute Error* (MAE).

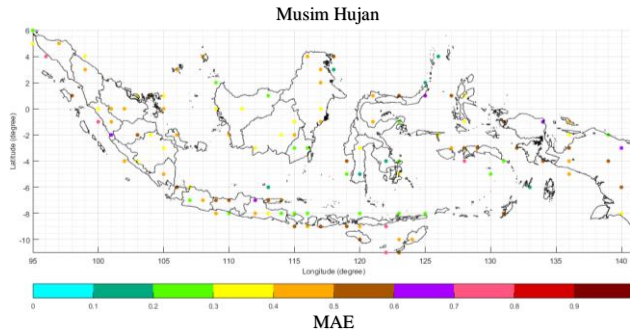
Tabel 4.2 Evaluasi Kebaikan Model Data Asimilasi

Region	Musim	MAE
Region 1	Semua	$10,71 \times 10^{-5}$
Region 2	Semua	$7,36 \times 10^{-5}$
Region 3	Semua	$9,97 \times 10^{-5}$
Region 1	Kemarau	$4,84 \times 10^{-5}$
Region 2	Kemarau	$4,77 \times 10^{-5}$
Region 3	Kemarau	$5,88 \times 10^{-5}$
Region 1	Hujan	6×10^{-5}
Region 2	Hujan	$2,69 \times 10^{-5}$

Region 3 Hujan $4,14 \times 10^{-5}$

Tabel 4.1 diatas merupakan evaluasi kebaikan data asimilasi terhadap data lapangan pada region 1, region 2, dan region 3. Dari tabel 4.1 dapat diketahui bahwa nilai MAE region 1 semua musim sebesar $10,71 \times 10^{-5}$, nilai MAE region 1 musim kemarau sebesar $4,89 \times 10^{-5}$, dan nilai MAE region 1 musim hujan sebesar 6×10^{-5} . Nilai MAE pada musim hujan dan musim kemarau memiliki nilai MAE yang cenderung kecil daripada semua musim, artinya bahwa musim mempengaruhi hasil asimilasi dengan memberikan informasi bahwa asimilasi data per musim menghasilkan nilai MAE yang lebih kecil dibandingkan dengan semua musim. Berikut akan ditampilkan *mapping* MAE dengan musim dan tanpa musim.





Gambar 4.22 MAE Hasil Asimilasi dengan Data Lapangan di Indonesia.

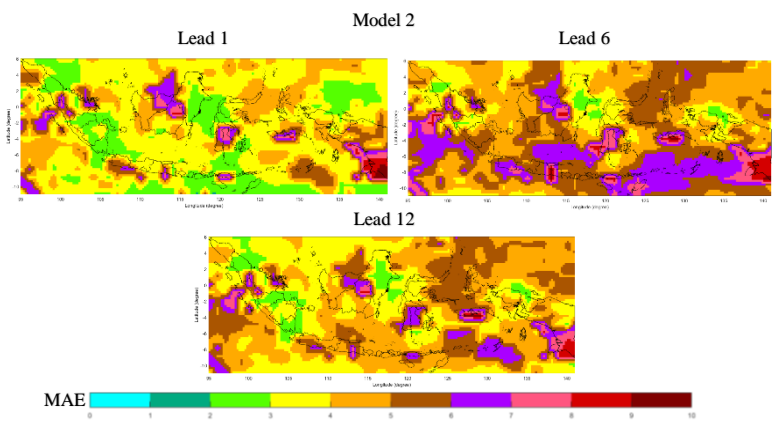
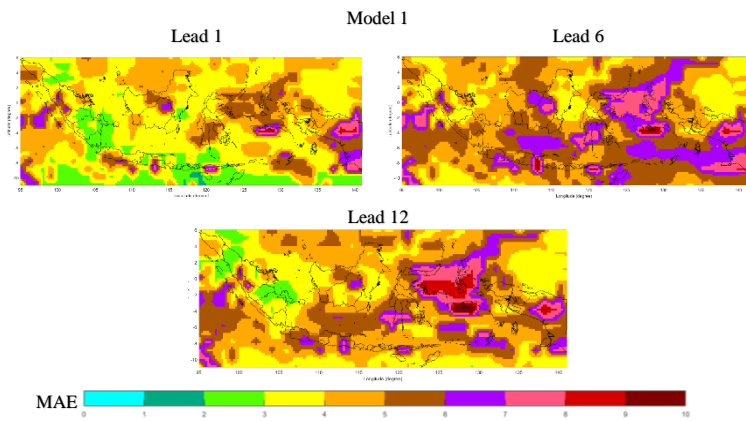
Gambar 4.22 merupakan *mapping* hasil MAE antara data hasil asimilasi dengan data lapangan di Indonesia. Gambar tersebut menunjukkan bahwa hasil MAE dari musim hujan dan musim kemarau memiliki nilai MAE lebih kecil dibanding tanpa mempertimbangkan musim. Hal tersebut mengindikasikan bahwa hasil asimilasi pada tiap daerah lebih baik dibedakan berdasarkan musim.

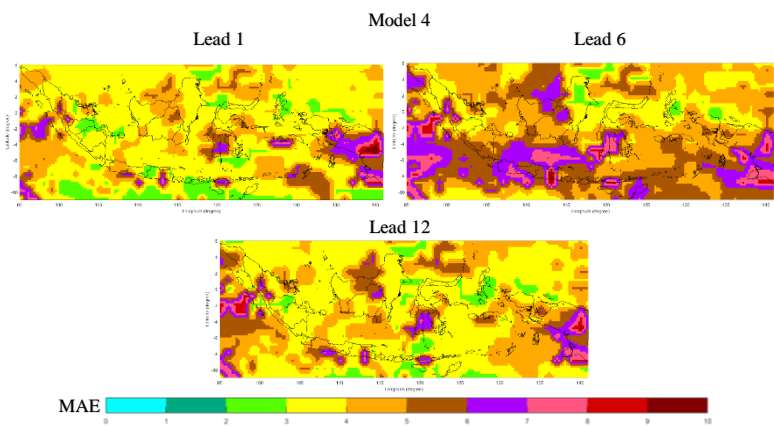
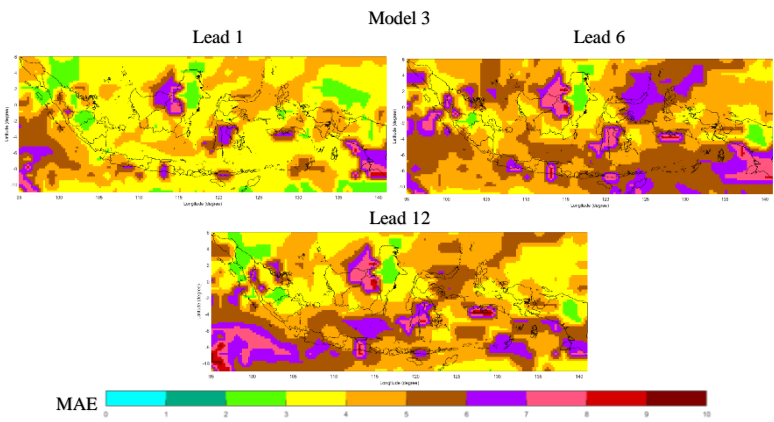
4.6 Evaluasi Keباikan Hasil Asimilasi dengan Data NMME Menggunakan MAE

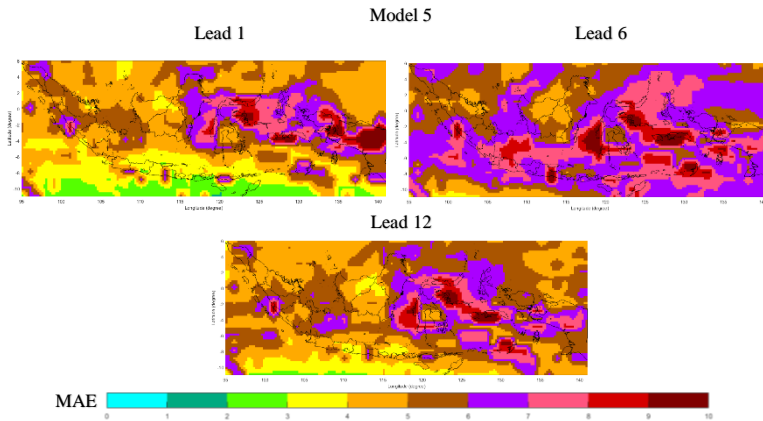
Analisis berikutnya akan membahas mengenai evaluasi kebaikan hasil asimilasi yang sudah dilakukan dengan data NMME. Adapun tujuan dilakukan evaluasi kebaikan model adalah untuk mengetahui data NMME reliabel di Indonesia. Indikator evaluasi yang digunakan adalah *Mean Absolute Error* (MAE) berdasarkan 3 hasil asimilasi untuk mengevaluasi tiap model.

4.6.1 Tanpa Mempertimbangkan Musim

Data NMME merupakan data hasil pemodelan yang dilakukan evaluasi dengan data hasil asimilasi tanpa mempertimbangkan musim. Berikut merupakan hasil MAE pada data NMME dan hasil asimilasi.





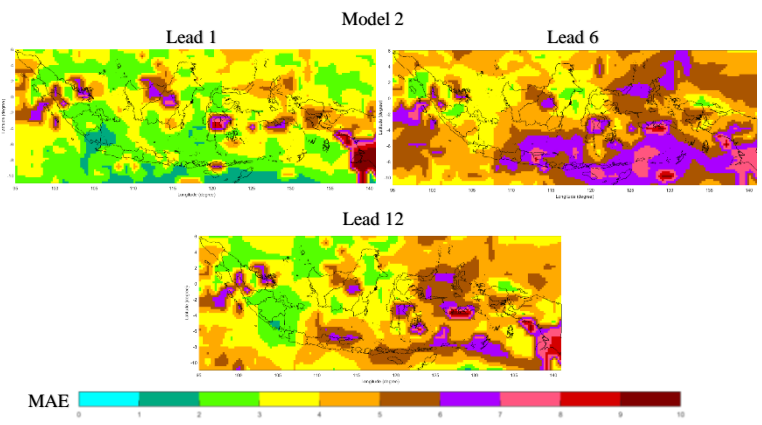
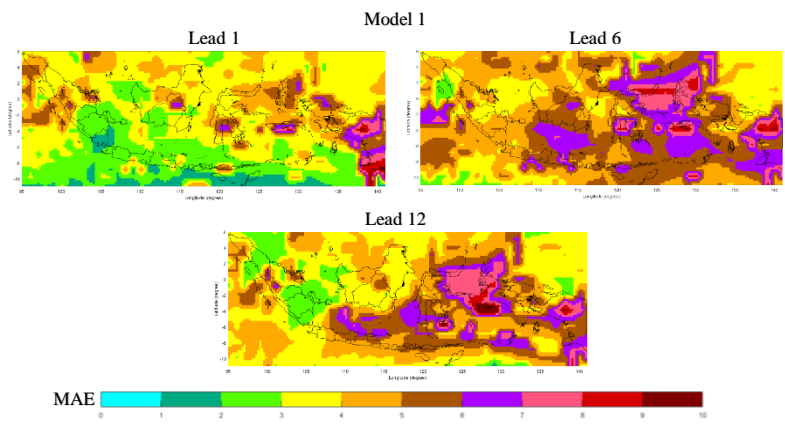


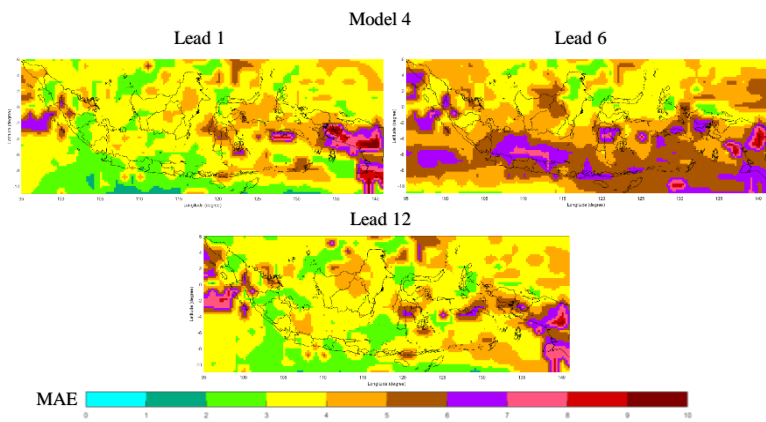
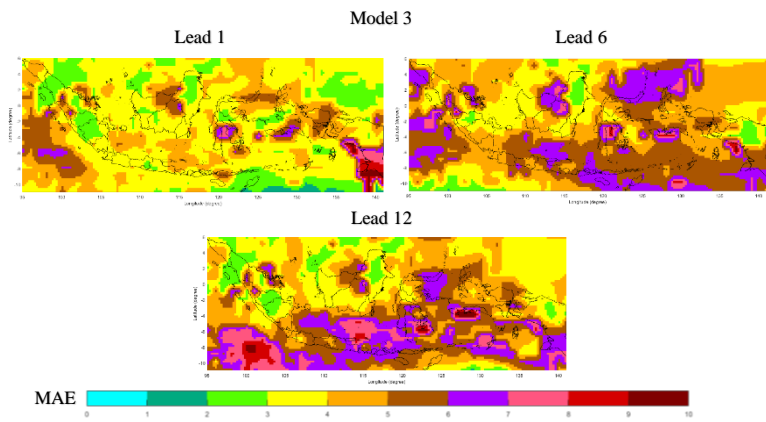
Gambar 4.23. MAE Hasil Data Asimilasi Curah Hujan terhadap data NMME.

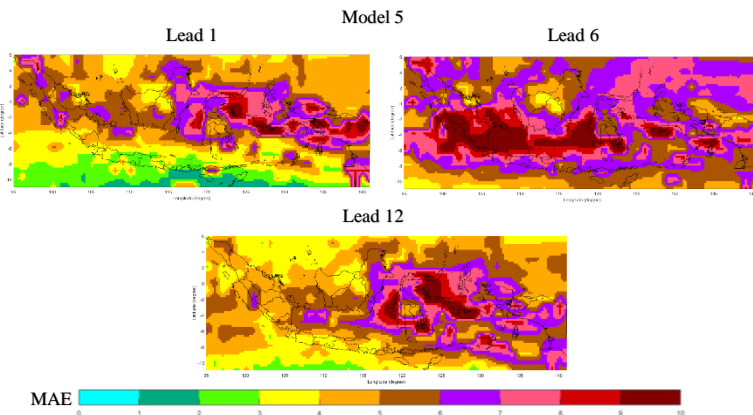
Gambar 4.23 diatas menunjukkan nilai MAE antara data asimilasi dengan data NMME dengan menggunakan 5 model dan 3 lead yang berbeda, dimana semakin besar lead yang digunakan akan memberikan bias yang besar. Gambar tersebut juga dapat disimpulkan bahwa model 1, model 2, model 3, dan model 4 memiliki pola yang konsisten namun model 1 dan model 2 memiliki bias yang lebih kecil dibanding yang lain. Sementara model 5 memiliki bias yang besar daripada yang lainnya.

4.6.2 Musim Kemarau

Data NMME merupakan data hasil pemodelan yang dilakukan evaluasi dengan data hasil asimilasi pada musim kemarau. Berikut merupakan hasil MAE pada data NMME dan hasil asimilasi.





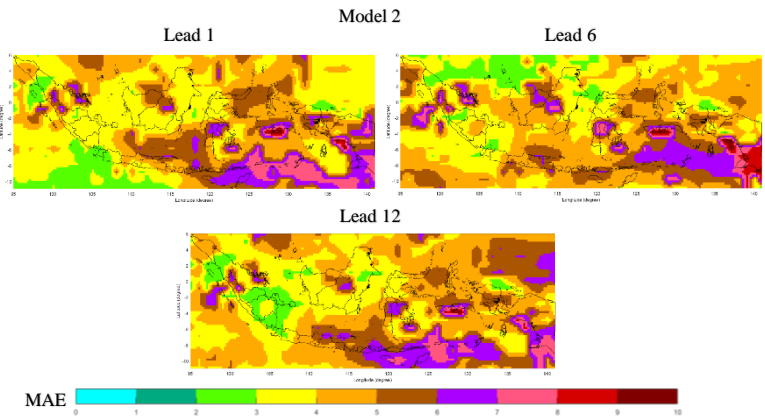
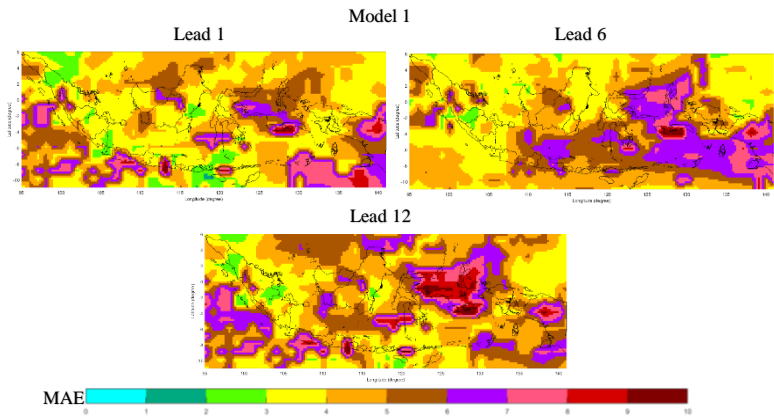


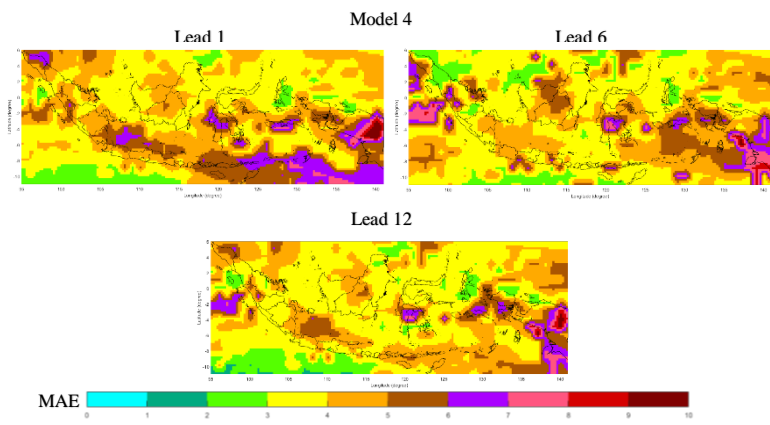
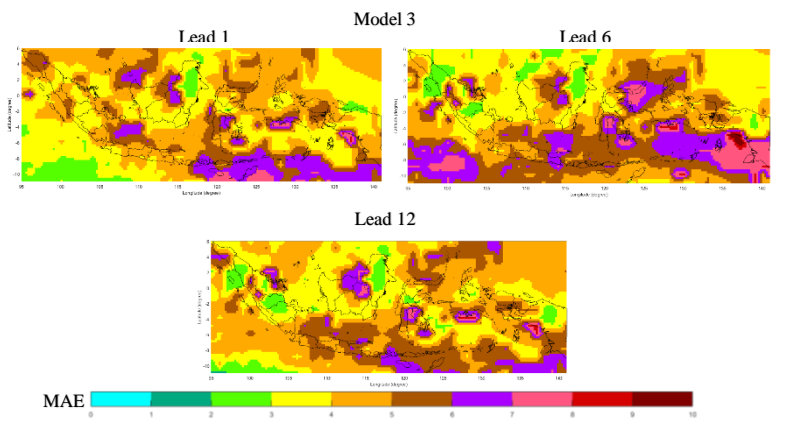
Gambar 4.24. MAE Hasil Data Asimilasi Curah Hujan terhadap data NMME Musim Kemarau.

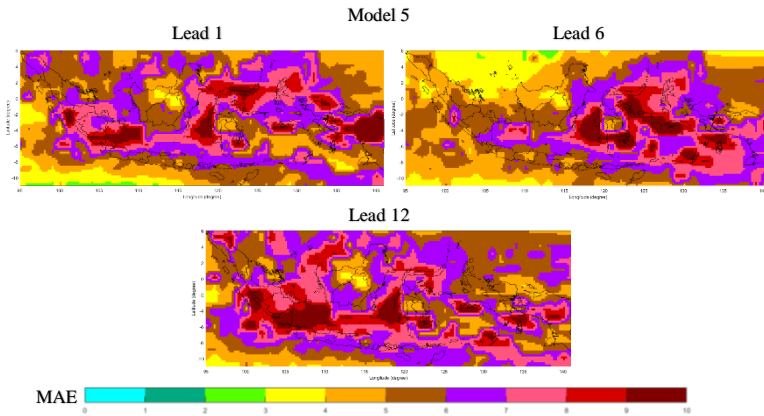
Gambar 4.24 diatas menunjukkan nilai MAE antara data asimilasi dengan data NMME dengan menggunakan 5 model dan 3 lead yang berbeda berdasarkan musim kemarau, dimana semakin besar lead yang digunakan akan memberikan bias yang besar. Gambar tersebut juga dapat disimpulkan bahwa model 1, model 2, model 3, dan model 4 memiliki pola yang konsisten namun model 1 dan model 2 memiliki bias yang lebih kecil dibanding yang lain. Sementara model 5 memiliki bias yang besar daripada yang lainnya.

4.6.3 Musim Hujan

Data NMME merupakan data hasil pemodelan yang dilakukan evaluasi dengan data hasil asimilasi pada musim kemarau. Berikut merupakan hasil MAE pada data NMME dan hasil asimilasi.







Gambar 4.25. MAE Hasil Data Asimilasi Curah Hujan terhadap data NMME Musim Kemarau.

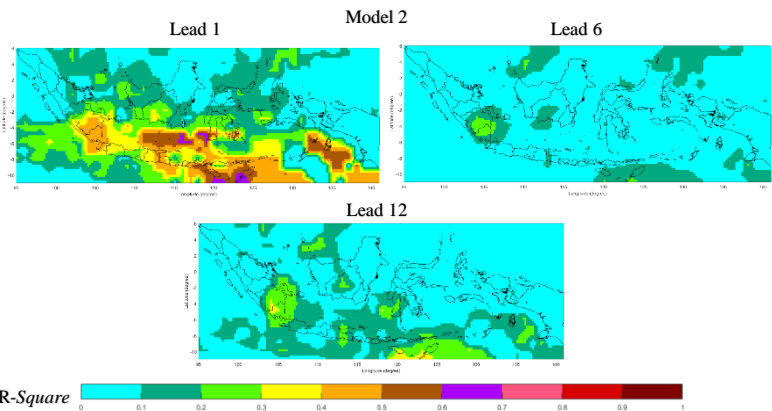
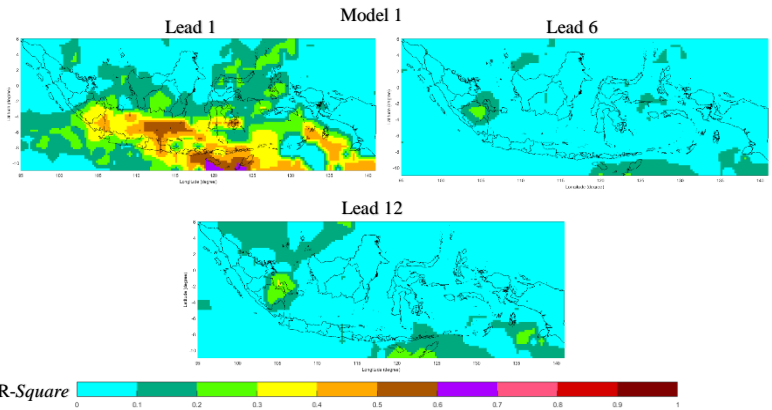
Gambar 4.25 diatas menunjukkan nilai MAE antara data asimilasi dengan data NMME dengan menggunakan 5 model dan 3 lead yang berbeda berdasarkan musim Hujan, dimana semakin besar lead yang digunakan akan memberikan bias yang besar. Gambar tersebut juga dapat disimpulkan bahwa model 1, model 2, model 3, dan model 4 memiliki pola yang konsisten namun model 4 memiliki bias yang lebih kecil dibanding yang lain. Sementara model 5 memiliki bias yang besar daripada yang lainnya. Hal tersebut dapat disimpulkan bahwa model 4 lebih reliabel digunakan pada musim hujan di Indonesia.

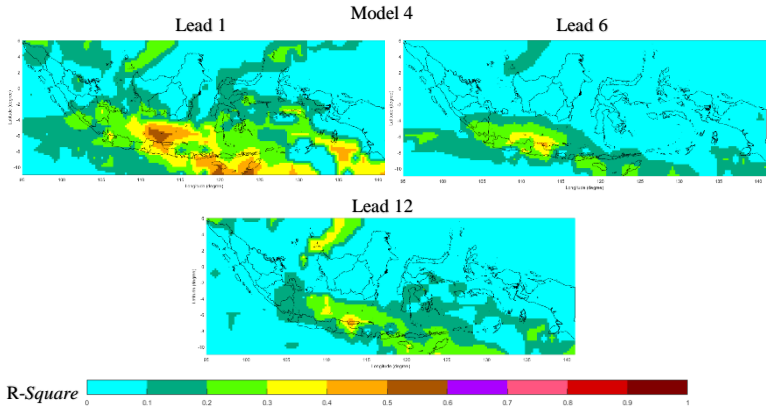
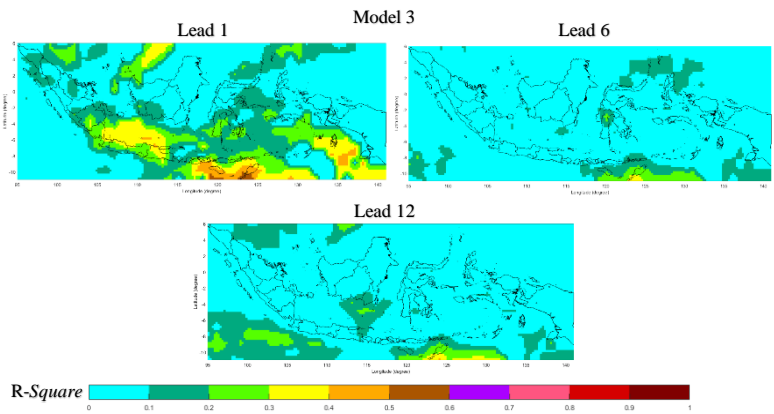
4.7 Evaluasi Keباian Hasil Asimilasi dengan Data NMME Menggunakan *R-Square*

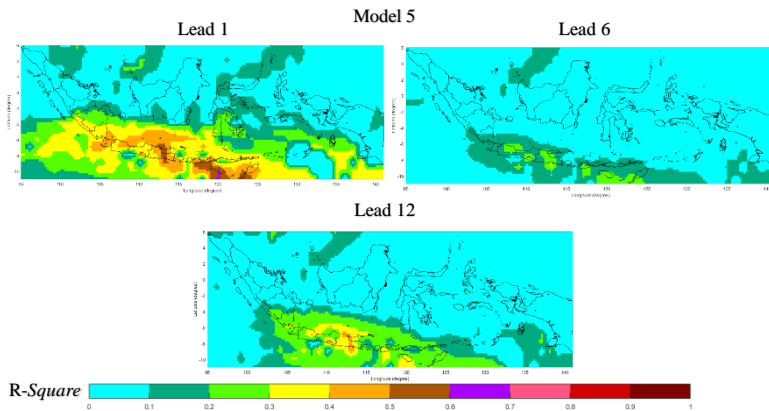
Analisis berikutnya akan membahas mengenai evaluasi kebaikan hasil asimilasi yang sudah dilakukan dengan data NMME. Adapun tujuan dilakukan evaluasi kebaikan model adalah untuk mengetahui data NMME reliabel di Indonesia. Indikator evaluasi yang digunakan adalah *R-Squared*.

4.7.1 Tanpa Mempertimbangkan Musim

Data NMME merupakan data hasil pemodelan yang dilakukan evaluasi dengan data hasil asimilasi tanpa mempertimbangkan musim. Berikut merupakan hasil *R-Squared* pada data NMME dan hasil asimilasi.





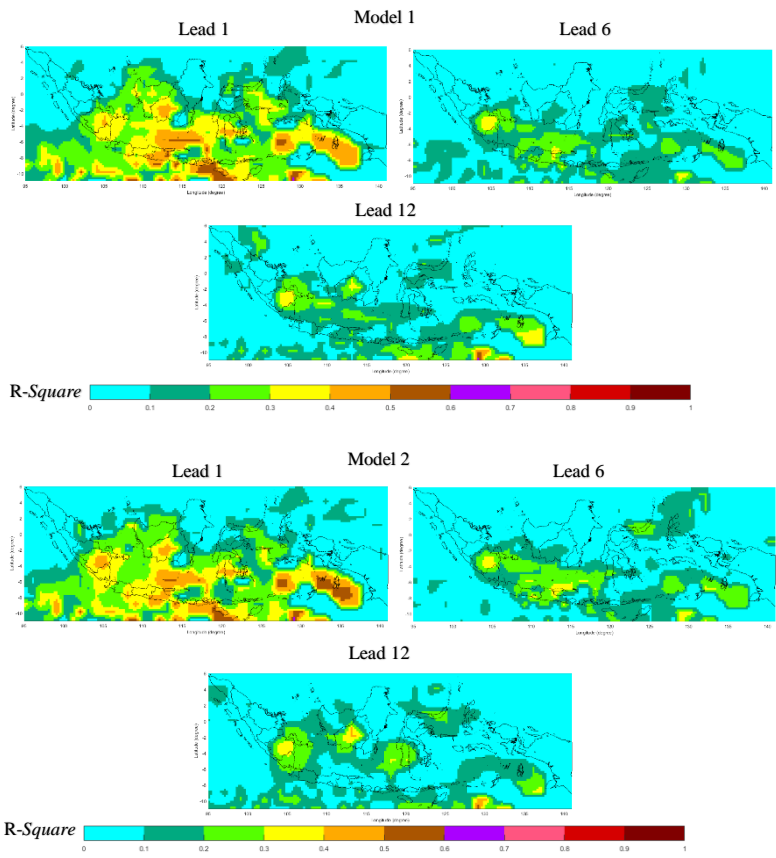


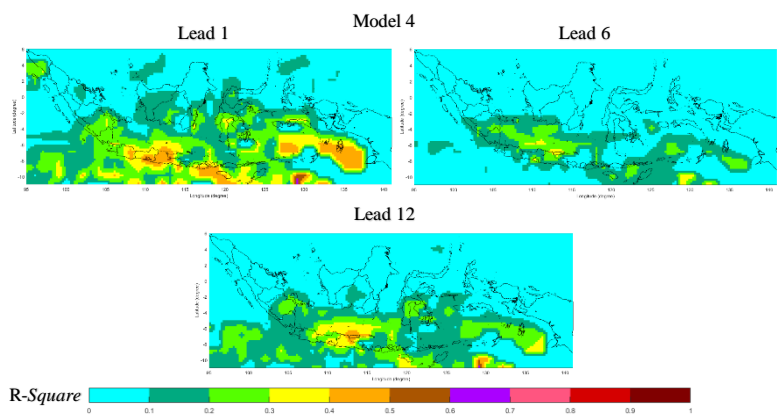
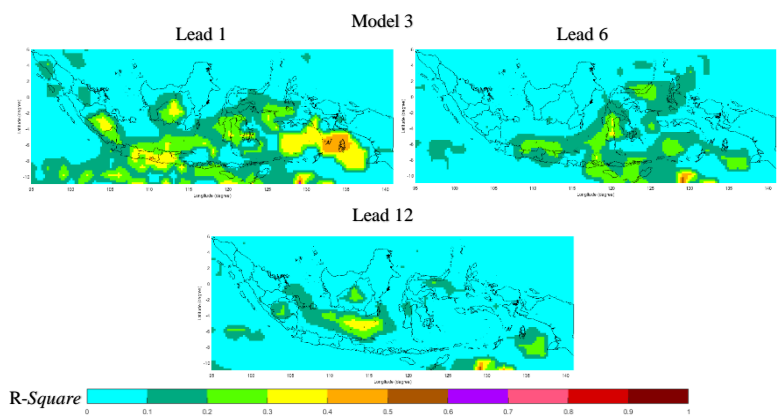
Gambar 4.26. R-Squared Hasil Data Asimilasi Curah Hujan terhadap data NMME.

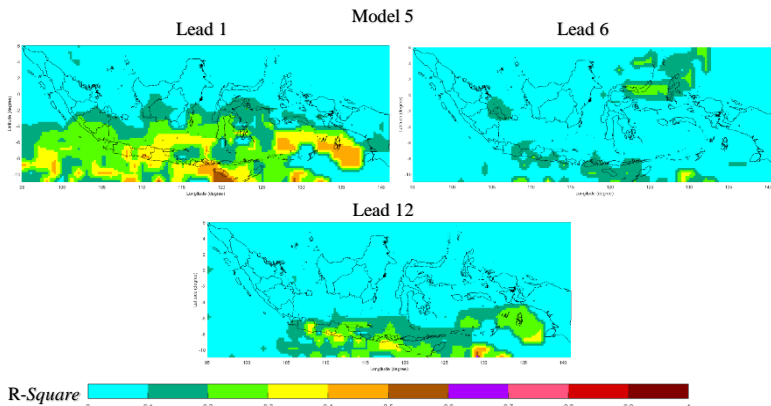
Gambar 4.26 diatas menunjukkan nilai R-Squared antara data asimilasi dengan data NMME dengan menggunakan 5 model dan 3 lead yang berbeda, dimana semakin besar lead yang digunakan akan memberikan bias yang besar. Gambar tersebut juga dapat disimpulkan bahwa model 1, model 2, model 3, dan model 4, dan model 5 yang digunakan sebagai respon sedangkan data asimilasi digunakan sebagai prediktor memiliki nilai R-Squared yang cenderung kecil yang artinya hanya sedikit hasil asimilasi yang sesuai dengan data NMME. Model 1, model 2, model 3, model 4, dan model 5 memiliki pola yang konsisten walaupun hanya sedikit yang sesuai dengan data NMME.

4.7.2 Musim Kemarau

Data NMME merupakan data hasil pemodelan yang dilakukan evaluasi dengan data hasil asimilasi pada musim kemarau. Berikut merupakan hasil *R-Squared* pada data NMME dan hasil asimilasi.







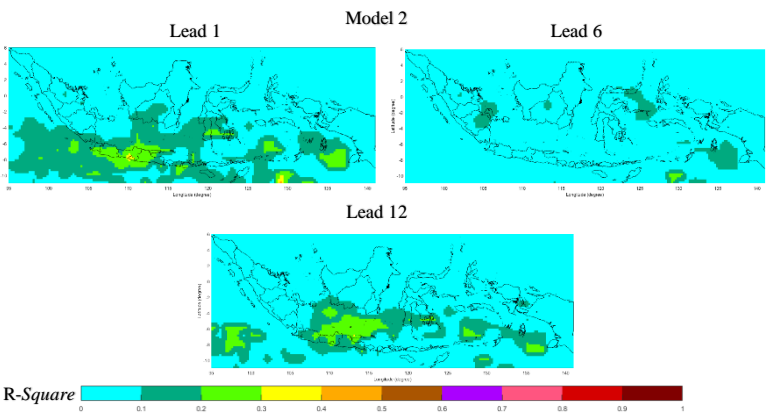
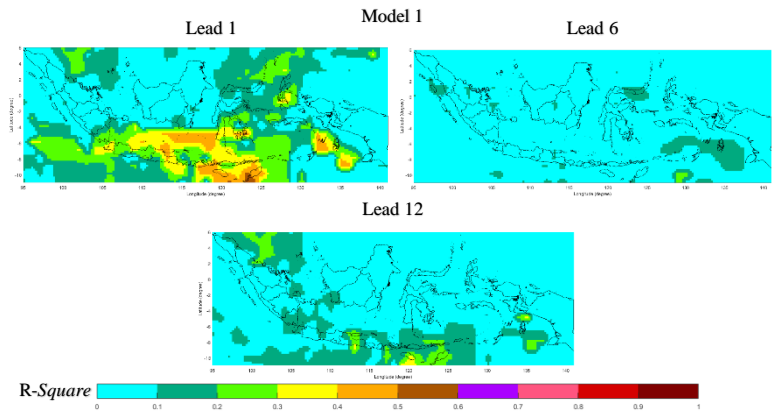
Gambar 4.27. MAE Hasil Data Asimilasi Curah Hujan terhadap data NMME Musim Kemarau.

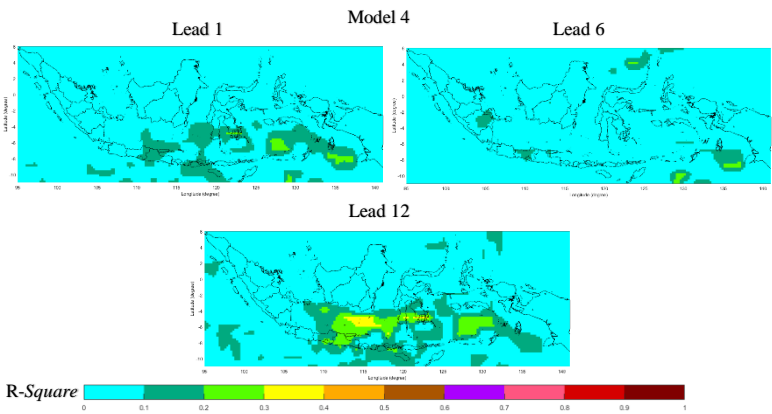
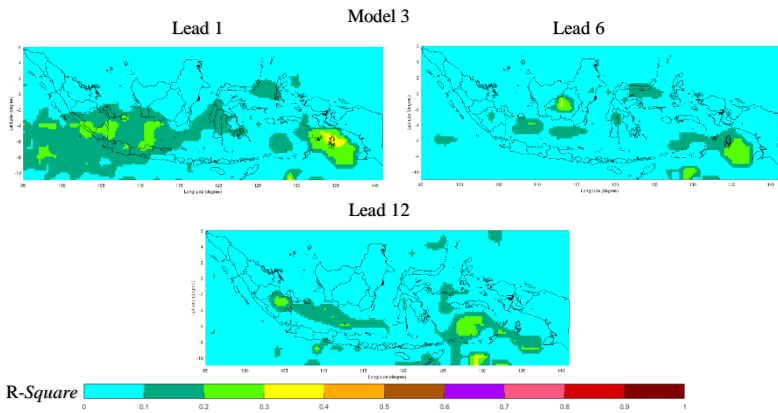
Gambar 4.27 diatas menunjukkan nilai *R-Squared* antara data asimilasi dengan data NMME dengan menggunakan 5 model dan 3 lead yang berbeda berdasarkan musim kemarau, dimana semakin besar lead yang digunakan akan memberikan bias yang besar. Gambar tersebut juga dapat disimpulkan bahwa model 1, model 2, model 3, dan model 4, dan model 5 yang digunakan sebagai respon sedangkan data asimilasi digunakan sebagai prediktor memiliki nilai *R-Squared* yang cenderung kecil yang artinya hanya sedikit hasil asimilasi yang sesuai dengan data NMME. Model 1, model 2, model 3, model 4, dan model 5 memiliki pola yang konsisten walaupun hanya sedikit yang sesuai dengan data NMME.

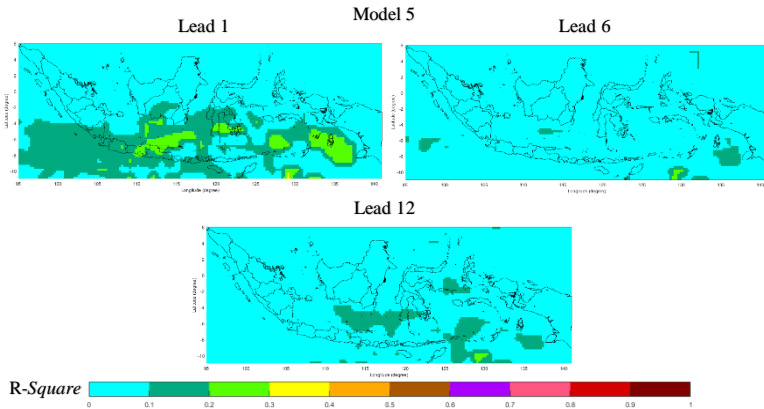
4.7.3 Musim Hujan

Data NMME merupakan data hasil pemodelan yang dilakukan evaluasi dengan data hasil asimilasi pada musim

kemarau. Berikut merupakan hasil *R-Squared* pada data NMME dan hasil asimilasi.







Gambar 4.28. R-Squared Hasil Data Asimilasi Curah Hujan terhadap data NMME Musim Hujan.

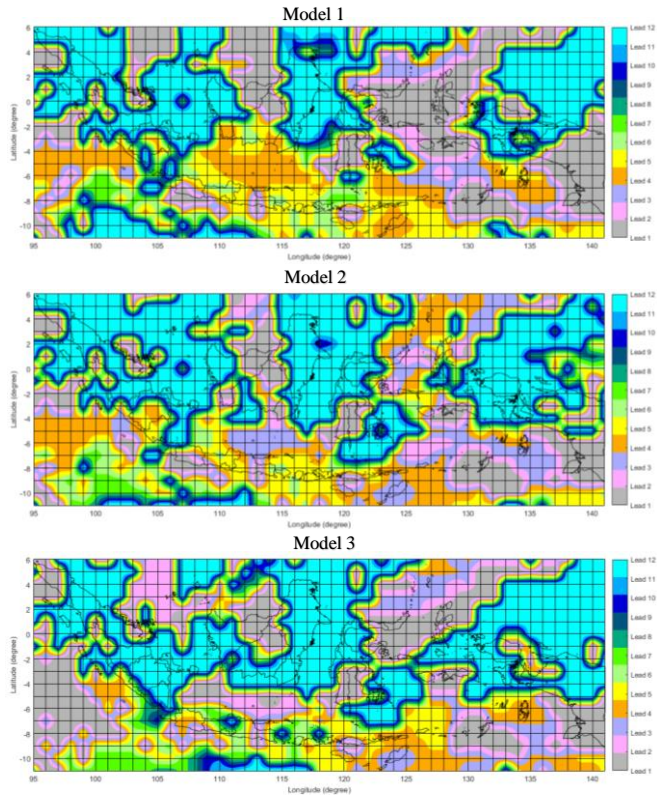
Gambar 4.28 diatas menunjukkan nilai *R-Squared* antara data asimilasi dengan data NMME dengan menggunakan 5 model dan 3 lead yang berbeda berdasarkan musim hujan, dimana semakin besar lead yang digunakan akan memberikan bias yang besar. Gambar tersebut juga dapat disimpulkan bahwa model 1, model 2, model 3, model 4, dan model 5 yang digunakan sebagai respon sedangkan data asimilasi digunakan sebagai prediktor memiliki nilai *R-Squared* yang cenderung kecil yang artinya hanya sedikit hasil asimilasi yang sesuai dengan data NMME. Model 1, model 2, model 3, model 4, dan model 5 memiliki pola yang konsisten walaupun hanya sedikit yang sesuai dengan data NMME.

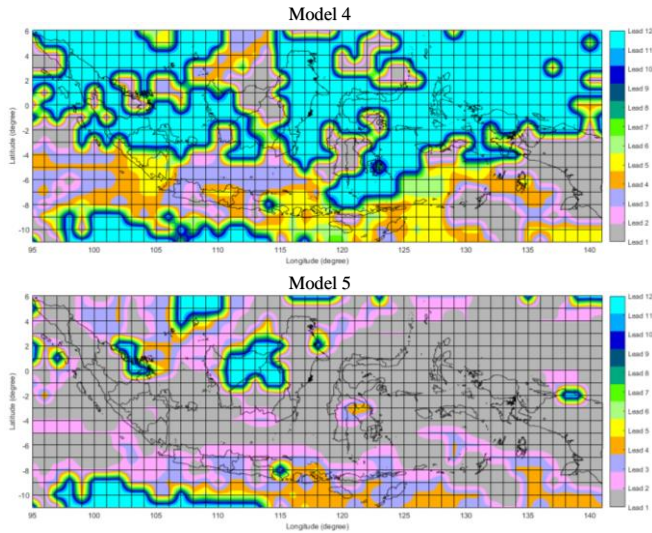
4.8 Evaluasi Kebaikan *Lead* Menggunakan MAE

Analisis berikutnya akan membahas mengenai evaluasi kebaikan hasil asimilasi yang sudah dilakukan dengan data NMME dalam upaya menentukan batas *lead* yang *significant*. Adapun tujuan dilakukan evaluasi kebaikan model adalah untuk mengetahui *lead* yang *significant* data NMME di Indonesia. Indikator evaluasi yang digunakan adalah MAE.

4.8.1 Tanpa Mempertimbangkan Musim

Data NMME merupakan data hasil pemodelan yang dilakukan evaluasi dengan data hasil asimilasi tanpa mempertimbangkan musim. Berikut merupakan hasil *lead significant* pada MAE antara data NMME dan hasil asimilasi.



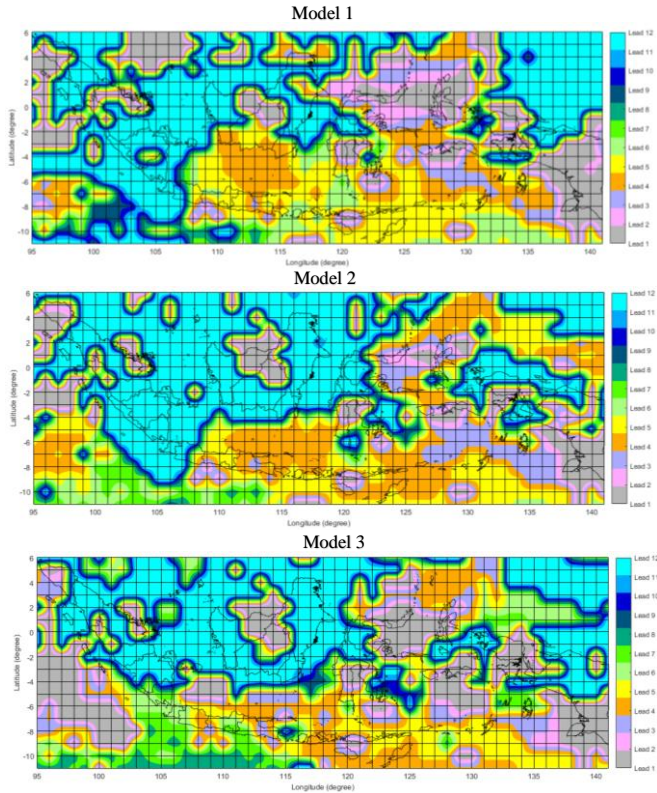


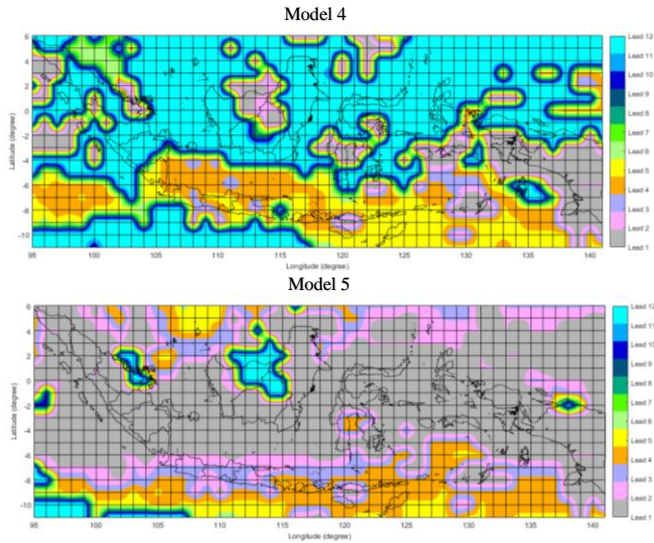
Gambar 4.29. *Lead yang significant* dari MAE antara Hasil Data Asimilasi Curah Hujan terhadap data NMME Tanpa mempertimbangkan Musim.

Dari gambar 4.29 diatas dapat diketahui bahwa tiap *latitude* dan *longitude* memiliki kecenderungan *lead yang significant* berbeda-beda. Pada model 1, model 2, model 3, dan model 4 memiliki kecenderungan pola yang sama dan *lead yang significant* pada *lead 12* cenderung banyak. Artinya model 1, model 2, model 3, dan model 4 merupakan model yang memiliki bias yang konstan untuk semua *lead* dibandingkan dengan *lead 5* yang cenderung memiliki bias yang besar karena pada model 5 gambar diatas *lead yang significant* cenderung pada *lead 1*. *Lead yang significant* pada Pulau Jawa kecenderungan *lead 3*, sedangkan pulau Sumatera, Kalimantan, Sulawesi dan Papua cenderung sampai *lead 12* pada model 1, model 2, model 3, dan model 4.

4.8.2 Musim Kemarau

Data NMME merupakan data hasil pemodelan yang dilakukan evaluasi dengan data hasil asimilasi berdasarkan musim kemarau. Berikut merupakan hasil *lead significant* pada MAE antara data NMME dan hasil asimilasi.



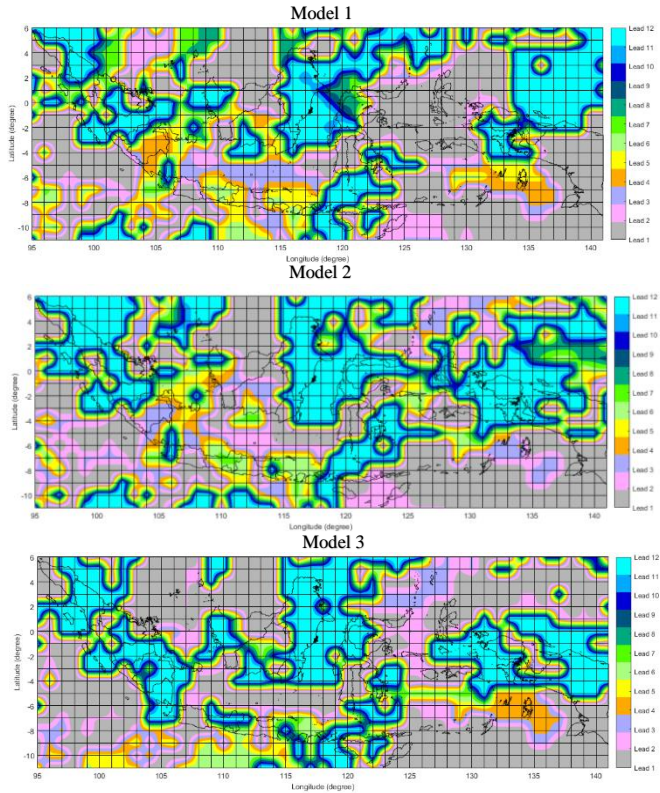


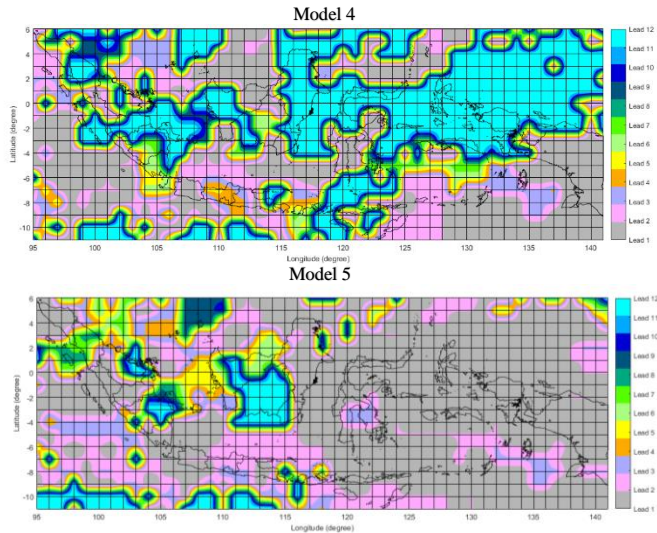
Gambar 4.30. *Lead yang significant* dari MAE antara Hasil Data Asimilasi Curah Hujan terhadap data NMME Musim Kemarau.

Dari gambar 4.30 diatas dapat diketahui bahwa tiap *latitude* dan *longitude* memiliki kecenderungan *lead* yang *significant* berbeda-beda. Pada model 1, model 2, model 3, dan model 4 memiliki kecenderungan pola yang sama dan *lead* yang *significant* pada *lead* 12 cenderung banyak. Artinya model 1, model 2, model 3, dan model 4 merupakan model yang memiliki bias yang konstan untuk semua *lead* dibandingkan dengan *lead* 5 yang cenderung memiliki bias yang besar karena pada model 5 gambar diatas *lead* yang *significant* cenderung pada *lead* 1. *Lead* yang *significant* pada Pulau Jawa kecenderungan *lead* 4, sedangkan pulau Sumatera, Kalimantan, Sulawesi dan Papua cenderung sampai *lead* 2 pada model 1, model 2, model 3, dan model 4.

4.8.3 Musim Hujan

Data NMME merupakan data hasil pemodelan yang dilakukan evaluasi dengan data hasil asimilasi berdasarkan musim hujan. Berikut merupakan hasil *lead significant* pada MAE antara data NMME dan hasil asimilasi.





Gambar 4.31. *Lead yang significant* dari MAE antara H asil Data Asimilasi Curah Hujan terhadap data NMME Musim Hujan.

Dari gambar 4.31 diatas dapat diketahui bahwa tiap *latitude* dan *longitude* memiliki kecenderungan *lead* yang *significant* berbeda-beda. Pada model 1, model 2, model 3, dan model 4 memiliki kecenderungan pola yang sama dan *lead* yang *significant* pada *lead* 12 cenderung banyak. Artinya model 1, model 2, model 3, dan model 4 merupakan model yang memiliki bias yang konstan untuk semua *lead* dibandingkan dengan *lead* 5 yang cenderung memiliki bias yang besar karena pada model 5 gambar diatas *lead* yang *significant* cenderung pada *lead* 1. *Lead* yang *significant* pada Pulau Jawa kecenderungan *lead* 2, sedangkan pulau Sumatera, Kalimantan, Sulawesi dan Papua cenderung sampai *lead* 12 pada model 1, model 2, model 3, dan model 4.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Bias pada *region 1*, *region 2*, dan *region 3* memiliki kecenderungan semakin besar nilai *lead* maka semakin besar bias. Model 1, model 2, model 3, dan model 4 merupakan model yang memiliki kecenderungan bias yang kecil dibandingkan model 5 yang memiliki kecenderungan bias yang besar dibandingkan model yang lainnya. Pada tiap daerah memiliki bias yang berbeda namun bias pada data NMME cenderung mirip dengan data lapangan.
2. *Region 1* yang diwakili oleh Kabupaten Tuban memiliki siklus curah hujan dalam 1 tahun mirip seperti huruf U. *Region 2* yang diwakili oleh Kabupaten Banggai memiliki siklus curah hujan dalam satu tahun mirip seperti huruf U terbalik. *Region 3* yang diwakili oleh Kabupaten Kapuas Hulu memiliki siklus curah hujan dalam satu tahun mirip seperti huruf M.
3. Data Satelit yang telah diasimilasikan dengan data lapangan menggunakan metode *kalman filter* dapat memperkecil bias. Hal tersebut menyebabkan bahwa hasil asimilasi memiliki pola yang hampir sama dengan data satelit.
4. Musim pada wilayah Indonesia mempengaruhi hasil asimilasi data antara data satelit dan data lapangan. Terbukti dari nilai MAE antara data lapangan dengan data hasil asimilasi pada musim hujan dan musim kemarau memiliki nilai MAE yang lebih kecil dibandingkan dengan MAE tanpa mempertimbangkan musim.
5. Model NMME yang memiliki bias yang kecil yaitu model 1, model 2, model 3 dan model 4. Sedangkan model 5 memiliki bias yang besar. Sehingga model yang paling reliabel untuk Indonesia adalah model 1, model 2, model 3, dan model 4 dengan *lead* yang digunakan maksimal sampai *lead 3*.

6. *Lead* yang *significant* berbeda-beda tiap daerah dan memiliki karakteristik masing-masing tiap daerah. *Lead* yang *significant* juga berpengaruh terhadap musim di Indonesia. Pada Pulau Jawa memiliki kecenderungan *lead* yang *significant* pada model 1, model 2, model 3, dan model 4 adalah *lead* 4. Sedangkan pada Pulau Sumatera, Pulau Kalimantan, Pulau Sulawesi, dan Pulau Papua memiliki kecenderungan *lead* yang *significant* pada model 1, model 2, model 3, dan model 4 adalah *lead* 12.

5.2 Saran

Berdasarkan kesimpulan yang diperoleh, dapat dirumuskan saran sebagai berikut.

1. Pada penelitian selanjutnya disarankan menggunakan metode *ensemble kalman filter* agar dapat membandingkan data NMME yang berbasis *ensemble* dengan data *ensemble kalman filter* yang berbasis *ensemble*.
2. Dalam upaya melakukan kalibrasi model NMME, data NMME dan data hasil *kalman filter* sebaiknya digunakan model dengan metode yang berbasis hubungan *non linear* yang mampu memodelkan lebih baik dibanding model linier.

DAFTAR PUSTAKA

- Aldrian, Edwin., & Susanto, R.D (2003). Identification of Three Dominant Rainfall Regions Within Indonesia and Their Relationship to Sea Surface Temperature. *International Journal of Climatology*, 1435-1452.
- Becker. E., Dool. H., & Zhang. Q. (2014). Predictability and Forecast Skill in NMME. *Journal of Climate*. 27. 5891-5906
- Changnon, S. A. (1987). Droughts in Illinois: Their Physical and Social Dimensions. *III. State Water Survey*, 369. doi: 10.1111/j.1752-1688.1989.tb05663.x
- Chen, N., Qian, Z., Nabney, I. T., & Meng, X. (2013). Wind Power Forecast Using Gaussian Processes and Numerical Weather Prediction. *IEEE Transactions on Power Systems*, 29(2), 656-665.
- Collins, W. D., Bitz, C. M., Blackmon, M. L., Bonan, G. B., Bretherton, C. S., Carton, J. A., *et al.* (2014). The Community Climate System Model Version 3 (CCSM3). *Journal of Climate*, 19, 2122-2143. doi: 10.1175/JCLI3761.1.
- Galanis. G., Louka. P., Katsafados. P., Kallos. G., & Pytharoulis. I. (2006). Application of Kalman Filters Based on Non-Linear Function to Numerical Weather Predictions. *European Geosciences Union*.
- Gent, P. R., Danabasoglu, G., Donner, L. J., Holland, M. M., Hunke, E. C., *et al.* (2011). The Community Climate System Model Version 4. *Journal of Climate System Model Version 4*, 24, 4973-4991. doi: 10.1175/2011JCLI4083.1.
- Gujarati, D. (2003). *Ekonometrika Dasar*. Zain, S, penerjemah. Erlangga. Jakarta. Terjemahan dari: Basic Econometric.

- Hyndman. R. (2006). Another Look at Measures of Forecast Accuracy. *Foresight: The International Journal of Applied Forecasting*, 4(4), 43-46
- Kalman, R.E. (1960). A new approach to linier filtering and prediction problem . Transaction of the ASME. *Journal of Basic Engineering*, 35-45.
- Kalnay, E. (2003). *Atmospheric modeling, data assimilation and predictability*. Cambridge: Cambridge Univ Press.
- Kharin, V. V., Teng, Q., Zwiers, F. W., Boer, G. J., Derome, J., & Fontecilla, J. S. (2009). Skill Assessment of Seasonal Hindcasts from the Canadian Historical Forecast Project, *Atmos-Ocean*, 47, 204-203. doi: 10.3137/AO1101.2009
- Kirtman. B. P., Min. D., Infanti J. M, Kinter J. L., Paolino D. A., Zhang Q., *et al.* (2014). The North American Multi Model Ensemble (NMME); Phase-1. Seasonal-to-Interannual Prediction; Phase-2. Toward Developing Intraseasonal Prediction. 585-601.
- Kirtman, B. P., & Min, D. (2009). Multimodel Ensemble ENSO Prediction with CCSM and CFS. *Monthly Weather Review*, 137, 2908, 2930. doi: 10.1175/2009MWR2672.1.
- Kuswanto. H., & Sari. M. R. (2013). Bayesian Model Averaging With Markov Chain Monte Carlo for Calibrating Temperature Forecast From Combination of Time Series Model. *Journal of Mathematics and Statistics*. 349-356.
- Lawrence, D. M., Oleson, K. W., Flanner, M. G., Fletcher, C. G., Lawrence, P. J, *et al.* The CCSM4 Land Simulation, 1850-2005: Assessment of Surface Climate and New Capabilities. *Journal of Climate*, 25, 2240-2260. doi: 10.1175/JCLI-D-11-00103.1.
- Lynch, P. (2008). The Origins of Computer Weather Prediction and Climate Modeling. *Journal of Computational Physics*, 227(7), 3431-3444.

- Masduqi, A., & Apriliani, E. (2008). Estimation of Surabaya River Water Quality Using Kalman Filter Algorithm. *The Journal for Technology and Science*. 87-91.
- McFarlane, N. A., Scinocca, J. F., Lazare, M., Li, J., & Plummer, D. (2008). The CCCma Third Generation Atmospheric General Circulation Model and Its Extension Into the Middle Atmosphere. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 8, 7055-7074. doi: 10.5194/acp-8-7055-2008.
- Meilanitasari, P. (2010). Prediksi Cuaca Menggunakan Logika Fuzzy Untuk Kelayakan Pelayaran di Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya.
- Merryfield, W. J., Lee, W. S., Boer, G. J., Kharin, V. V., Scinocca, J. F., *et al.* (2013). The Canadian Seasonal to Interannual Prediction System. Part I: Models and Initialization. *Monthly Weather Review*, 141, 2910-2945. doi: 10.1175/MWR-D-12-00216.1
- Milly, P. C. D., & Shmakin, A. B, (2002). Global Modeling of Land, Water, and Energy Balances. Part I: The Land Dynamics Model. *Journal of Hydrometeorology*, 19, 643-674.
- Reichle, R. (2008). Data Assimilation Methods in the Earth Sciences. *Advances in Water Resources*. 31. 1411-1418
- Sheffield, J. (2012). North American Land Data Assimilation System: A Framework for Merging Model and Satellite Data for Improved Drought Monitoring. USA. U.S. Department of Commerce.
- Sheffield, J. (2014). Development if a High-Resolution Gridded Daily Meteorological Dataset over Sub-Saharan Africa: Spatial Analysis of Trends in Climate Extremes. *Journal of Climate*. 27. 5815-2834.

- Singer. E., Endreny. P. & Glassman. M. B. (1991). Media Coverage of Disasters: Effect of Geographic Location. *Journalism Quarterly*. 48-58.
- Sosrodarsono, S. (1985). *Hidrologi*. Jakarta: PT Pradnya Paramita.
- Welch. G., & Bishop. G. (2006). *An Introduction to the Kalman Filter*. Departement of Computer Science University of North Carolina ay Chapel Hill.
- Yan Xue. G. (2015). Application of Kalman Filter in the Prediction of Stock Price.
- Zhang, S., & Harrison, M. J., Rosati, A., & Wittenberg, A. (2006). System Design and Evaluation of Coupled Ensemble Data Assimilation for Global Oceanic Climate Studies. *Monthly Weather Review*, 135, 3541-3564. doi: 10.1175/MWR3466.1
- Zhang, X. (1996). Data Assimilation in Air Pollution Modelling. *Science & Technology University of National Defence (China)*.

LAMPIRAN

Lampiran 1 Syntax Main Program

```
clc
clear all

directory=input('masukkan lokasi penyimpanan:
');
%Data yang diperlukan
header = csvread('D:\Progres TA\Hampir
FIX\Kalman
Filter\DataYangDibutuhkan\longitude_latitude.c
sv'.1.0); %header
satelit.label =
struct('latitude'.header(:,1)'. 'longitude'.hea
der(:,2)'. 'region'.header(:,3)');
satelit.data = csvread('D:\Progres TA\Hampir
FIX\Kalman
Filter\DataYangDibutuhkan\datasetDS.csv'.1.1);
%data satelit
data_filter_satelit =
[satelit.label.latitude;satelit.label.longitud
e;satelit.label.region;satelit.data]';
n=size(satelit.data.1);

bmkg.label =
struct('latitude'.header(:,1)'. 'longitude'.hea
der(:,2)'. 'region'.header(:,3)');
bmkg.data = csvread('D:\Progres TA\Hampir
FIX\Kalman
Filter\DataYangDibutuhkan\datasetDSimp_hist.cs
v'.1.1); %data BMKG
bmkg.data=bmkg.data(1:n.);
data_filter_bmkg =
[bmkg.label.latitude;bmkg.label.longitude;bmkg
.label.region;bmkg.data]';
```

Lampiran 1 Lanjutan *Syntax* Main Program

```
%tahap asimilasi
tahap_assimilasi =
toolbox(data_filter_satelit.data_filter_bmkg.n);

%hasil asimilasi
HasilAssimilasi =
AssimilationResult(tahap_assimilasi);

%save to directory
SaveAssimilationResult(directory.HasilAssimilasi
);

%Kriteria model terbaik
kriteria = Criterion(HasilAssimilasi.satelit);
```

Lampiran 2 Syntax Kalman Filter

```
function [assimilasi] =
toolbox(data_filter_satelit.data_filter_bmkg.n)
assimilasi =
struct('data'.zeros(n.1)'.lat'.0.'.lon'.0);
%proses asimilasi
for region = 1:3
    filter_bmkg_reg1 =
data_filter_bmkg(data_filter_bmkg(:,3)==region.:
);
    filter_satelit_reg1 =
data_filter_satelit(data_filter_satelit(:,3)==re
gion.:);

data_asml_reg1_bmkg=struct('data'.filter_bmkg_re
gl(:,4:length(filter_satelit_reg1))'.lat'.filte
r_bmkg_reg1(:,1)'.lon'.filter_bmkg_reg1(:,2)');

data_asml_reg1_sat=struct('data'.filter_satelit_
reg1(:,4:length(filter_satelit_reg1))'.lat'.fil
ter_satelit_reg1(:,1)'.lon'.filter_satelit_reg1
(:,2)');
    m=size(data_asml_reg1_sat.data.2);

    sat_reg1.data=zeros(n.1); %init kumpulan
data satelit yang stasiunnya kosong
    sat_reg1.lat=0;
    sat_reg1.lon=0;
    sat_reg11.data=zeros(n.1); %init kumpulan
data satelit yang stasiunnya tidak kosong
    sat_reg11.lat=0;
    sat_reg11.lon=0;
    bias_reg11.data=zeros(n.1); %init kumpulan
bias yang stasiunnya tidak kosong
    bias_reg11.lat=0;
    bias_reg11.lon=0;
    assimilasi_reg11.data=zeros(n.1); %init
kumpulan assimilasi yang stasiunnya tidak kosong
```

Lampiran 2 Lanjutan *Syntax Kalman Filter*

```

assimilasi_reg11.lat=0;
    assimilasi_reg11.lon=0;
    for j = 1:m
        if
sum(isnan(data_asml_reg1_bmkg.data(:,j)))>= 1
            sat_reg1.data =
[sat_reg1.data.data_asml_reg1_sat.data(:,j)];
            sat_reg1.lat =
[sat_reg1.lat.data_asml_reg1_sat.lat(:,j)];
            sat_reg1.lon =
[sat_reg1.lon.data_asml_reg1_sat.lon(:,j)];

        else
            a = data_asml_reg1_bmkg.data(:,j);
            b = data_asml_reg1_sat.data(:,j);
            c = a-b; %data bias

            %Tahap inisialisasi
            Q=0.002;
            R=0.001;
            a00=0.1;
            a10=0.3;
            tic;
            A=eye(2);
            Qk=eye(2)*Q;
            Rk=R;
            xtopi(:,1)=[a00 a10];
            p(:,1)=[1.0];
            p(:,2)=[0.1];

            H=[ones(n,1) .a];

```

Lampiran 2 Lanjutan Syntax Kalman Filter

```

    %Tahap Prediksi
    for i = 1:n
        %Prediksi
        xf(:,i)=A*xtopi(:,i);
        ptopi=[p(1.2*i-1) p(1.2*i);
p(2.2*i-1) p(2.2*i)];
        pf=A*ptopi*A'+Qk;
        %Koreksi

kg=pf*H(i,:)'*inv((H(i,:)*pf*H(i,:)' +Rk));%Kalman Gain

        ptopi=pf-(kg*H(i,:)*pf);
        p(:,2*i+1)=ptopi(:,1);
        p(:,2*i+2)=ptopi(:,2);
        xtopi(:,i+1)=xf(:,i)+kg*(c(i,:)-(H(i,:)*xf(:,i)));
    end

    for i=1:n

bias(i)=xtopi(1,i+1)+xtopi(2,i+1)*a(i);
        kf(i)=bias(i)+b(i);

    end
    %satelit
    sat_reg11.data =
[sat_reg11.data.data_asml_reg1_sat.data(:,j)];
    sat_reg11.lat =
[sat_reg11.lat.data_asml_reg1_sat.lat(:,j)];
    sat_reg11.lon =
[sat_reg11.lon.data_asml_reg1_sat.lon(:,j)];
    %bias
    bias_reg11.data =
[bias_reg11.data.bias'];
    bias_reg11.lat =
[bias_reg11.lat.data_asml_reg1_bmkg.lat(:,j)];
    bias_reg11.lon =
[bias_reg11.lon.data_asml_reg1_bmkg.lon(:,j)];

```

Lampiran 2 Lanjutan *Syntax Kalman Filter*

```
%assimilasi
    assimilasi_reg11.data =
[assimilasi_reg11.data.kf'];
    assimilasi_reg11.lat =
[assimilasi_reg11.lat.data_asml_reg1_bmkg.lat(:.
j)];
    assimilasi_reg11.lon =
[assimilasi_reg11.lon.data_asml_reg1_bmkg.lon(:.
j)];
    end
end
    %satelit data untuk data lapangan yang
tidak ada stasiunnya
    sat_reg1.data =
sat_reg1.data(:.2:size(sat_reg1.data.2));
    sat_reg1.lat =
sat_reg1.lat(:.2:size(sat_reg1.lat.2));
    sat_reg1.lon =
sat_reg1.lon(:.2:size(sat_reg1.lon.2));
    %satelit data untuk data lapangan yang
ada stasiunnya
    sat_reg11.data =
sat_reg11.data(:.2:size(sat_reg11.data.2));
    sat_reg11.lat =
sat_reg11.lat(:.2:size(sat_reg11.lat.2));
    sat_reg11.lon =
sat_reg11.lon(:.2:size(sat_reg11.lon.2));
    %bias
    bias_reg11.data =
bias_reg11.data(:.2:size(bias_reg11.data.2));
    bias_reg11.lat =
bias_reg11.lat(:.2:size(bias_reg11.lat.2));
    bias_reg11.lon =
bias_reg11.lon(:.2:size(bias_reg11.lon.2));
```

Lampiran 2 Lanjutan *Syntax Kalman Filter*

```

    %assimilasi
    assimilasi_reg11.data =
    assimilasi_reg11.data(:,2:size(assimilasi_reg11.
    data.2));
    assimilasi_reg11.lat =
    assimilasi_reg11.lat(:,2:size(assimilasi_reg11.l
    at.2));
    assimilasi_reg11.lon =
    assimilasi_reg11.lon(:,2:size(assimilasi_reg11.l
    on.2));

    %menghitung korelasi
    bias_terdekat =
    zeros(length(sat_reg1.data(:,1)).1);
    for cs = 1:size(sat_reg1.data.2)
        corre = 0;
        id = 0;
        for ccs = 1:size(sat_reg11.data.2)
            cor =
            corr(sat_reg1.data(:,cs).sat_reg11.data(:,ccs));
            corre = [corre.cor];
            id = [id.ccs];
        end
        max_cor =
        [corre(:,2:length(corre)).id(:,2:length(id))];
        selected =
        max_cor(max_cor(:,1)==max(max_cor(:,1)).:);
        bias_terdekat =
        [bias_terdekat.bias_reg11.data(:,selected(:,2))];
    ;
    end
    bias_terdekat =
    bias_terdekat(:,2:(size(sat_reg1.data.2)+1));
    assimilasi_kf.data =
    sat_reg1.data+bias_terdekat;
    assimilasi_kf.lat = sat_reg1.lat;
    assimilasi_kf.lon = sat_reg1.lon;

```

Lampiran 2 Lanjutan *Syntax Kalman Filter*

```
assimilasi =  
struct('data',[assimilasi.data.assimilasi_reg11.  
data.assimilasi_kf.data]. 'lat',[assimilasi.lat.a  
ssimilasi_reg11.lat.assimilasi_kf.lat]. 'lon',[as  
similasi.lon.assimilasi_reg11.lon.assimilasi_kf.  
lon]);  
end  
end
```


Lampiran 3 *Syntax Print Assimilation Data*

```
function [hasil_asimilasi] =
AssimilationResult(assimilasi)
assimilasi =
struct('data'.assimilasi.data(:.2:size(assimilas
i.data.2)).'lat'.assimilasi.lat(:.2:length(assim
ilasi.lat)).'lon'.assimilasi.lon(:.2:length(assi
milasi.lon)));
tc=sortrows([assimilasi.lat;assimilasi.lon;assim
ilasi.data]'.[1 2]);
tt=tc(:.3:size(tc.2));
tt(tt<0)=0;
hasil_asimilasi =
struct('data'.tt.'.lat'.tc(:.1)'.lon'.tc(:.2)')
;
end
```

Lampiran 4 *Syntax Save Assimilation Data*

```
function  
[]=SaveAssimilationResult(directory.asimilasi)  
mkdir(directory.'Hasil Assimilasi')  
csvwrite([directory.'\Hasil  
Assimilasi\data.csv'].asimilasi.data);  
csvwrite([directory.'\Hasil  
Assimilasi\latitude.csv'].asimilasi.lat);  
csvwrite([directory.'\Hasil  
Assimilasi\longitude.csv'].asimilasi.lon);  
end
```

Lampiran 5 Surat Keterangan Data

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Departemen Statistika FMKSD ITS:

Nama : Soni Adiyatma

NRP : 1314 100 050

menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir/ Thesis ini merupakan data sekunder yang diambil dari penelitian / buku/ Tugas Akhir/ Thesis/ publikasi lainnya yaitu:

Sumber :

1. www.cpc.ncep.noaa.gov
2. www.hydrology.princeton.edu
3. www.bmkg.go.id

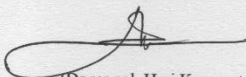
Keterangan :

1. Data NMME tahun 1981-2017
2. Data satelit tahun 1979-2012
3. Data stasiun cuaca tahun 1979-2017

Surat Pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Mengetahui
Pembimbing Tugas Akhir

Surabaya, 28 Desember 2017



(Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, M.Si.)
NIP. 19820326 200312 1 004



(Soni Adiyatma)
NRP. 1314 100 050

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BIODATA PENULIS



Penulis dengan nama lengkap Soni Adiyatma dilahirkan di Kota Surabaya pada 31 Mei 1996 sebagai anak pertama dari 2 bersaudara. Penulis menempuh pendidikan di SDN Ketabang I No.288, SMPN 3 Surabaya, dan SMAN 2 Surabaya. Kemudian penulis diterima sebagai Mahasiswa Jurusan Statistika ITS melalui jalur SNMPTN pada tahun 2014 dengan NRP 1314100050. Selama masa perkuliahan, penulis aktif di beberapa organisasi yakni sebagai staf departemen Pengembangan Sumber Daya Mahasiswa HIMASTA-ITS 15/16, staf departemen Dalam Negeri BEM FMIPA ITS 15/16, staf departemen Dana dan Usaha FORSIS ITS 15/16, Wakil Ketua BEM FMIPA ITS 16/17 dan staf ahli departemen Jaringan Dana dan Usaha FORSIS ITS 16/17, serta beberapa kepanitiaan yang diadakan oleh FORSIS ITS, BEM FMIPA ITS dan HIMASTA-ITS. Dalam bidang non akademik, penulis diberi kesempatan untuk menjadi perwakilan fakultas mengikuti lomba voli dalam perayaan diesnatalis ITS selama empat kali dan menjadi perwakilan dalam *event-event* lain seperti POMMITS, BOLA FMIPA, dan SPORTIF FMIPA serta berkesempatan menjadi juara 1 dalam perlombaan SPORTIF FMIPA pada tahun 2017 dan menjadi juara 2 dalam perlombaan SPORTIF FMIPA pada tahun 2016. Penulis juga pernah diberi kesempatan menjadi asisten dosen mata kuliah Pengantar Ilmu Komputer (PIK), Program Komputer, dan Teknik Simulasi. Selain itu, penulis juga pernah aktif menjadi salah satu bagian dalam kepanitiaan Bina Cinta Statistika selama dua periode serta berkesempatan menjadi mentor sebagai media dakwah. Apabila pembaca ingin memberi kritik dan saran serta diskusi lebih lanjut mengenai Tugas Akhir ini dapat menghubungi penulis melalui email sonioppo@gmail.com.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)